



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



**FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH
TECHNOLOGIÍ**
ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION
DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

AUTOMATICKÉ ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG

AUTOMATIC DELINEATION OF ECG SIGNALS

DIZERTAČNÍ PRÁCE
DOCTORAL THESIS

AUTOR PRÁCE
AUTHOR

Ing. MARTIN VÍTEK

VEDOUCÍ PRÁCE
SUPERVISOR

doc. Ing. JIŘÍ KOZUMPLÍK, CSc.

BRNO 2010

ABSTRAKT

Tato dizertační práce se zabývá detekcí komplexů QRS a rozměřováním signálů EKG. V teoretické části práce jsou popsány základy elektrokardiografie, přístupy detekce komplexů QRS, přístupy rozměřování EKG, standardní databáze CSE a teorie vlnkové transformace. V praktické části práce jsou popsány navržené metody detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG. Navržené metody jsou založeny na spojitě vlnkové transformaci, vhodných měřících, vhodné mateřské vlnce, shlukové analýze a transformaci svodů. Představené algoritmy byly otestovány na standardní databázi CSE. Dosažené výsledky jsou lepší, než přímo srovnatelné výsledky jiných metod a splňují stanovená kritéria databáze CSE. Robustnost algoritmů byla úspěšně otestována na signálech databáze CSE pozměněných kompresí a filtrací. Navržený rozměřovací algoritmus byl úspěšně využit jako nástroj pro stanovení míry diagnostického zkreslení signálů EKG pozměněných kompresí.

KLÍČOVÁ SLOVA

vlnková transformace, detekce komplexů QRS, rozměřování signálů EKG, transformace svodů EKG, standardní databáze CSE

ABSTRACT

This dissertation deals with QRS complex detection and ECG delineation. The theoretical part of the work describes basics of electrocardiography, QRS detection approaches, ECG delineation approaches, the standard CSE database and the wavelet transform theory. The practical part of the work describes designed methods of QRS complex detection and ECG delineation. The designed methods are based on a continuous wavelet transform, appropriate scales, appropriate mother wavelet, cluster analysis and leads transformation. The introduced algorithms were evaluated on the standard CSE database. The obtained results are better, than directly comparable results of other methods and accomplished given database criteria. The robustness of designed algorithms was successfully tested on CSE database signals modified by compression and filtering. The proposed ECG delineation algorithm was successfully used as a tool for evaluation of diagnostic distortion of ECG signals modified by compression.

KEYWORDS

wavelet transform, QRS detection, ECG delineation, ECG leads transformation, standard CSE database

BIBLIOGRAFICKÁ CITACE

VÍTEK, M. *Automatické rozměření signálů EKG*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2010. 129 s. Vedoucí dizertační práce doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

PROHLÁŠENÍ

Prohlašuji, že svou dizertační práci na téma „*Automatické rozměření signálů EKG*“ jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího dizertační práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

V Brně dne

.....

Ing. Martin Vítek

PODĚKOVÁNÍ

Děkuji svému školiteli doc. Ing. Jiřímu Kozumplíkovi, CSc. za jeho odborné vedení v průběhu mého doktorského studia, čas věnovaný konzultacím a cenné připomínky k mé dizertační práci.

V Brně dne

.....

Ing. Martin Vítek

OBSAH

1	ÚVOD.....	6
2	ELEKTROKARDIOGRAFIE.....	7
2.1	ELEKTRICKÁ AKTIVITA SRDCE	7
2.2	TECHNIKY ZÁZNAMU EKG.....	8
2.3	ELEKTROKARDIOGRAM	9
3	PŘÍSTUPY DETEKCE KOMPLEXŮ QRS	12
3.1	OBECNÝ PRINCIP DETEKCE KOMPLEXŮ QRS.....	12
3.2	PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD	13
3.2.1	METODY ZALOŽENÉ NA DIFERENCÍCH.....	13
3.2.2	METODY ZALOŽENÉ NA ČÍSLICOVÉ FILTRACI	14
3.2.3	METODY ZALOŽENÉ NA NEURONOVÝCH SÍTÍCH	15
3.2.4	METODY ZALOŽENÉ NA VLNKOVÝCH TRANSFORMACÍCH.....	16
3.2.5	OSTATNÍ METODY	17
3.3	VYHODNOCENÍ A SROVNÁNÍ METOD	18
4	PŘÍSTUPY ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG	21
4.1	OBECNÝ PRINCIP ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG.....	21
4.2	PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD	22
4.2.1	NEVLNKOVÉ METODY	23
4.2.2	VLNKOVÉ METODY	25
4.3	VYHODNOCENÍ A SROVNÁNÍ METOD	28
5	STANDARDNÍ CSE DATABÁZE SIGNÁLŮ EKG.....	31
6	VLNKOVÉ TRANSFORMACE	34
6.1	SPOJITÁ VLNKOVÁ TRANSFORMACE.....	34
6.2	DISKRÉTNÍ VLNKOVÁ TRANSFORMACE	36
6.3	PROBLÉM KONEČNÉ DÉLKY SIGNÁLŮ	38
6.4	VÝBĚR VHODNÉ VLNKY	39
7	CÍLE DIZERTAČNÍ PRÁCE	40
8	DETEKCE KOMPLEXŮ QRS	41
8.1	PRINCIP DETEKCE	41
8.2	UKÁZKY DETEKCE.....	47
8.3	VÝSLEDKY TESTOVÁNÍ.....	54
8.4	ZÁVĚR.....	55
9	ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG	57
9.1	PRINCIP ROZMĚŘENÍ	57
9.1.1	DETEKCE A ROZMĚŘENÍ KOMPLEXU QRS	60

9.1.2	ELIMINACE KOMPLEXU QRS.....	62
9.1.3	DETEKCE A ROZMĚŘENÍ VLNY T	63
9.1.4	DETEKCE A ROZMĚŘENÍ VLNY P	65
9.1.5	STANOVENÍ GLOBÁLNÍCH POZIC VÝZNAMNÝCH BODŮ	67
9.2	UKÁZKY ROZMĚŘENÍ	69
9.3	VÝSLEDKY TESTOVÁNÍ.....	80
9.4	ZÁVĚR.....	88
10	TRANSFORMACE SVODŮ	89
10.1	PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD	89
10.2	DETEKCE KOMPLEXŮ QRS	92
10.3	ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG	94
10.4	ZÁVĚR.....	97
11	APLIKACE NAVRŽENÝCH ALGORITMŮ	98
11.1	KOMPRESSE SIGNÁLŮ EKG.....	98
11.1.1	KOMPRESNÍ ALGORITMUS SPIHT	98
11.1.2	METODY HODNOCENÍ ALGORITMU	100
11.1.3	VHODNÉ PARAMETRY ALGORITMU	102
11.1.4	ZÁVĚR	105
11.2	FILTRACE SIGNÁLŮ EKG.....	105
11.2.1	WIENEROVSKÁ VLNKOVÁ FILTRACE	105
11.2.2	METODY HODNOCENÍ ALGORITMU	107
11.2.3	VHODNÉ PARAMETRY ALGORITMU	108
11.2.4	ZÁVĚR	112
11.3	AUTORIZOVANÝ SOFTWARE.....	112
11.3.1	SOFTWARE EKG KVANTUM	112
11.3.2	SOFTWARE ASKLEPIOS	115
12	ZÁVĚR	117
	LITERATURA.....	119
	SEZNAM ZKRATEK A SYMBOLŮ	126
	CURRICULUM VITAE.....	128

1 ÚVOD

Analýza elektrokardiogramu je významným nástrojem diagnózy srdečních onemocnění, které jsou hlavní příčinou mortality v rozvinutých zemích. Z klinického hlediska užitečné informace elektrokardiogramu jsou obsaženy zejména ve velikostech jednotlivých vln a kmitů a v době trvání intervalů, které jsou odvozeny z významných bodů křivky EKG.

V dnešní době existuje celá řada přístupů detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG, které jsou použitelné v zařízeních pro monitorování EKG. Pro výzkumné účely jsou na vyvíjené algoritmy kladeny přísnější požadavky, neboť zpravidla zpracovávají soubory záznamů s vysokým podílem patologických signálů, u kterých běžně používané metody selhávají.

Výstupem detekce komplexů QRS a následného rozměření EKG je soubor hodnot, které popisují významné body signálu EKG. Tento soubor hodnot je dále využíván metodami automatického hodnocení záznamů EKG. Spolehlivost výsledků automatického hodnocení EKG je závislá na kvalitě předcházejícího rozměřovacího algoritmu. Kvalita rozměřovacích algoritmů je běžně hodnocena za použití dvou parametrů. Prvním parametrem je spolehlivost detekce jednotlivých vln a kmitů a druhým parametrem je přesnost detekce okrajů vln a kmitů. Nezbytnou součástí rozměřovacích algoritmů je kvalitní detektor komplexů QRS, na jehož spolehlivosti závisí spolehlivost detekce dalších významných bodů signálu EKG. Algoritmy jsou hodnoceny a vzájemně srovnávány na základě výsledků dosažených testováním na databázích signálů EKG. Za nejvěrohodnější jsou považovány výsledky získané testováním na kompletní standardní databázi.

V současné době je vývoj rozměřovacích algoritmů zaměřen zejména na algoritmy použitelné pro výzkum srdeční činnosti. Zatímco dříve používané algoritmy byly založeny zejména na filtraci pásmovou propustí a první derivaci, moderní metody jsou založeny zejména na vlnkových transformacích, či bankách filtrů. Vzhledem k velkému počtu článků publikovaných v posledních letech je zřejmé, že tato problematika je aktuální a že nebyly zcela vyčerpány možnosti zlepšení stávajících algoritmů.

V teoretické části dizertační práce je představen stručný úvod do elektrokardiografie, popsány významné přístupy detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG, představena standardní CSE databáze signálů EKG, stručný úvod do vlnkové transformace a definovány cíle dizertační práce. V praktické části dizertační práce jsou potom představeny námi navržené metody detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG, jejich principy, výsledky a srovnání s konkurenčními metodami. Dále je popsána možnost vylepšení navržených algoritmů s využitím transformace svodů a představeny další zajímavé možnosti a způsoby jejich využití. Závěr práce hodnotí splnění stanovených cílů a popisuje inovativní prvky práce.

2 ELEKTROKARDIOGRAFIE

Elektrokardiogram (EKG) popisuje elektrickou aktivitu srdce zaznamenanou elektrodami umístěnými na povrchu těla. Změny napětí měřené elektrodami jsou způsobeny akčními potenciály dráždivých srdečních buněk, které způsobují buněčné kontrakce. Výsledný srdeční cyklus EKG je reprezentován sérií vln, jejichž morfologie a časování obsahují informace, které se využívají pro diagnózu srdečních onemocnění. Srdeční onemocnění se odrážejí v poruchách srdeční elektrické aktivity.

První humánní záznamy EKG byly naměřeny britským fyziologem Augustem Wallerem v 80. letech 19. století. Holandský fyziolog Willem Einthoven vyvinul na počátku 20. století záznamové zařízení využívající strunového galvanometru, které bylo dostatečně citlivé pro záznam elektrických potenciálů na povrchu těla. Mimo jiné také definoval místa pro umístění elektrod na pažích a nohou, která se užívají dodnes. Einthovenova průkopnická snaha byla odměna v roce 1924 Nobelovou cenou za medicínu. Od té doby zaznamenal EKG dramatický rozvoj a stal se v mnoha případech nepostradatelným nástrojem. V dnešní době se kromě klidových EKG záznamů často snímají také zátěžové, či ambulantní EKG, kde algoritmy zpracování signálů hrají klíčovou roli při získávání spolehlivých informací.

Tato kapitola je úvodem do problematiky elektrokardiografie. Kapitola obsahuje stručný popis elektrické aktivity srdce, technik záznamu EKG a elektrokardiogramu. Největší pozornost je věnována popisu jednotlivých vln a intervalů EKG, neboť tyto informace byly přímo využity při návrhu detektoru QRS a rozměrovacího algoritmu. Informace k této kapitole byly čerpány z [92].

2.1 ELEKTRICKÁ AKTIVITA SRDCE

Srdce je svalový orgán o velikosti velké pěsti, jehož primární funkcí je pumpovat do těla okysličenou krev. Z anatomického hlediska je rozděleno na dvě poloviny, levou a pravou, které pumpují synchronizovaným rytmickým způsobem. Obě poloviny srdce jsou navzájem odděleny srdeční přepážkou a skládají se ze síně a komory.

Srdeční stěna se nazývá myokard a skládá se primárně ze svalových buněk, které vyvíjejí mechanickou sílu během srdečních kontrakcí. Myokard také obsahuje speciální svalové buňky propojené do sítě, která umožňuje rychlé šíření elektrických impulzů po celém srdci. Srdeční cyklus vzniká šířením elektrického impulsu srdcem, který spouští mechanickou aktivitu. Šíření elektrického impulsu tedy předchází kontrakci srdce.

Každý srdeční cyklus se skládá ze dvou fází, které se popisují elektrickými termíny depolarizace a repolarizace a mechanickými termíny stah a uvolnění. Depolarizace se projevuje prudkou změnou membránového potenciálu buňky (-90 mV až 20 mV během 1 ms) a tvoří počáteční fázi srdečního akčního potenciálu. Tato prudká změna napětí způsobuje depolarizaci okolních buněk a důsledkem toho se elektrický impuls šíří od

buňky k buňce napříč myokardem. Po depolarizaci okamžitě následuje repolarizace, během níž se membránový potenciál postupně vrací na svoji klidovou hodnotu.

K inicializaci srdečního cyklu dochází ve skupině buněk, které mají schopnost spontánně generovat elektrické impulzy. Tato skupina buněk se nazývá sinusový uzel. Poté co elektrický impuls aktivuje levou a pravou síň je zpožděn v síňokomorovém uzlu a následně vstupuje do Hisova svazku, který je jediným elektrickým spojením mezi síněmi a komorami. Impulz se dále šíří vodivými svazky do levé a pravé komory a dále do rozsáhlé sítě vodivých vláken nazývaných Purkyňova vlákna.

Sinusový uzel je přírodním srdečním stimulatorem, který určuje srdeční tepovou frekvenci. Tato frekvence je také ovlivňována vnější informací, která je zprostředkována skrze autonomní nervový systém. Maximální teoretická tepová frekvence je 240-300 tepů/minutu a souvisí s dobou buněčné elektrické neaktivity, která je 200-250 ms. Je však nutné dodat, že tepová frekvence jen zřídka překročí hodnotu 220 tepů/minutu a to jen u mladých lidí, s věkem maximální tepová frekvence klesá.

Elektrická aktivita srdce může být mapována měřeními na buněčné úrovni, stejně jako měřeními na povrchu těla. EKG popisuje různé elektrické fáze srdečního cyklu a reprezentuje časovou a prostorovou sumu akčních potenciálů generovaných milióny srdečních buněk. Jednotlivé vlny EKG, vznikající během depolarizace a repolarizace, se odchylují od izolinie, která odpovídá klidovému stavu buněk. Vlny související s depolarizací jsou obecně strmější a špičatější, než vlny repolarizační, které jsou hladké a zaoblené.

2.2 TECHNIKY ZÁZNAMU EKG

Srdeční elektrická aktivita se měří na povrchu těla připojením sady elektrod na kůži. Rozdíl napěťových potenciálů mezi dvojicí elektrod se označuje jako svod. EKG se typicky zaznamenává pomocí vícesvodové konfigurace, která zahrnuje unipolární, či bipolární svody, nebo oboje. Unipolární svody zaznamenávají napětí mezi měřicí a referenční elektrodou, zatímco svody bipolární měří napětí mezi dvěma měřicími elektrodami.

V dnešní době existuje celá řada svodových systémů se standardizovanými pozicemi elektrod. Podrobněji budou rozebrány pouze dva nejpoužívanější systémy, standardní 12svodové EKG a ortogonální svodový systém vytvářející vektorkardiogram (VKG).

Standardní 12svodové EKG. Standardní 12svodové EKG je nejčastěji používaným svodovým systémem v klinické praxi a je tvořeno kombinací tří různých svodových konfigurací: bipolárními končetinovými svody, rozšířenými unipolárními končetinovými svody a unipolárními prekordiálními svody. Jednotlivé svody jsou zaznamenávány pomocí 10 elektrod umístěných na standardizovaných pozicích na povrchu těla.

Tři bipolární končetinové svody I, II a III se získávají měřením napětí mezi levou paží, pravou paží a levou nohou. Pozice tří měřících elektrod lze považovat za vrcholy

rovnostranného trojúhelníku, se srdcem uprostřed. Získané svody popisují srdeční elektrickou aktivitu ve třech různých směrech čelní roviny, přičemž mezi jednotlivými směry je úhel 60° .

Rozšířené unipolární končetinové svody aVF, aVL a aVR jsou určeny k vyplnění 60° mezer ve směrech bipolárních končetinových svodů. Tyto svody využívají stejné elektrody jako bipolární končetinové svody, ale jsou definovány napětím mezi jedním z vrcholů trojúhelníku a průměrem zbývajících dvou vrcholů.

Prekordiální svody jsou umístěny v řadě na přední levé straně hrudníku a jejich účelem je poskytnout detailnější pohled na srdce, než poskytují svody končetinové. Prekordiálních svodů je šest a označují se V_1, \dots, V_6 . Svody jsou unipolární a jsou vztaženy k centrální svorce, která je definována jako průměr napětí měřených na pravé paži, levé paži a levé noze.

Obecně lze říci, že vlny EKG mají v končetinových svodech nižší velikost a obsahují více rušení, než je tomu ve svodech prekordiálních. Tato skutečnost je dána vzdáleností měřících elektrod od srdce.

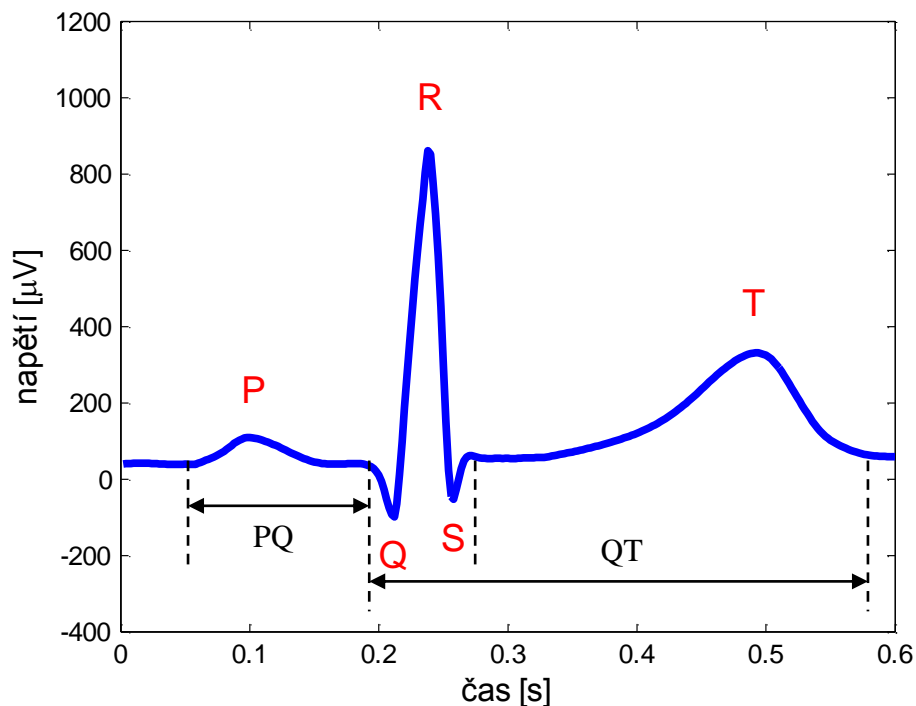
Ortogonální svody. Ortogonální svodový systém je atraktivní, neboť odráží elektrickou aktivitu ve třech navzájem kolmých směrech X, Y a Z. V tomto svodovém systému není interpretace EKG omezena pouze na analýzu jednotlivých svodů, nýbrž je možné získat další informaci skrze zobrazení trojrozměrné smyčky. Tato smyčka je popisována koncovým bodem elektrického vektoru popisujícího dominantní směr během srdečního cyklu. Tento typ záznamu se označuje jako vektorkardiogram. Dvojice měřících elektrod jsou umístěny podél vzájemně kolmých linií na povrchu těla.

Opravené ortogonální svody, známé také jako Frankovy svody se získávají lineární kombinací ze sedmi elektrod umístěnými na hrudi, zádech, krku a levé noze. Výsledné svody X, Y a Z nahlíží na srdce z levé strany, zezdola a zepředu. Průběhy ortogonálních svodů jsou do značné míry podobné standardním svodům V_5 , aVF a V_2 . Přínos ortogonálních svodů spočívá zejména v možnosti analýzy zmiňované smyčky.

Přestože informace obsažené v ortogonálních svodech byly v určitých aplikacích shledány užitečnými, standardní 12svodové EKG zůstává nejpreferovanějším svodovým systémem v klinické praxi, zejména díky jasně stanoveným pravidlům pro jeho interpretaci.

2.3 ELEKTROKARDIOGRAM

Popis důležitých parametrů jednotlivých vln křivky EKG hraje důležitou roli při vývoji algoritmů zpracování signálů. Vlna P odráží depolarizaci síní, komplex QRS odráží depolarizaci komor a vlna T odráží repolarizaci komor. Repolarizace síní je obvykle v EKG nerozpoznatelná, neboť se časově shoduje s mnohem výraznějším komplexem QRS. Velikosti jednotlivých vln jsou stanovovány vzhledem k izolínii EKG, která časově předchází komplexu QRS. Průběh signálu EKG, s vyznačením důležitých parametrů křivky, je znázorněn na Obr. 2.1.



Obr. 2.1: Popis křivky EKG s vyznačením jednotlivých vln, kmitů a intervalů.

Vlna P odráží postupnou depolarizaci pravé a levé síně. Ve většině svodů má pozitivní polaritu a hladký, monofázický tvar. Velikost vlny P obvykle nepřekračuje hodnotu 300 μV a její doba trvání je kratší než 120 ms. Z hlediska spektrálních vlastností je považována za nízkofrekvenční, se spektrálními složkami do 10-15 Hz. V některých případech je obtížné stanovit přesné okamžiky začátku a konce této vlny, vzhledem k její malé velikosti a hladkému průběhu.

Komplex QRS odráží depolarizaci pravé a levé komory, která ve zdravém srdci trvá 70-110 ms. První negativní výchylka komplexu je označována jako vlna Q, první pozitivní výchylka jako vlna R a negativní výchylka, následující po vlně R, je označována jako vlna S. Z tvarového hlediska je komplex QRS značně variabilní, přičemž může obsahovat méně, ale i více vln, než zmiňované tři vlny. Jelikož komplex QRS je nejvýraznější částí křivky EKG a často dosahuje velikostí až 2-3 mV, bývá detekován jako první v drtivé většině programů počítačové analýzy EKG. Vzhledem k jeho strmým hranám obsahuje komplex QRS spektrální složky o vyšších frekvencích, než ostatní vlny EKG. Většina energie komplexu je soustředěna v intervalu 10-50 Hz.

Vlna T odráží repolarizaci komor a vyskytuje se v intervalu 300 ms za komplexem QRS. Pozice vlny T je významně ovlivňována tepovou frekvencí. Při vyšších tepových frekvencích se vlna zužuje a přibližuje ke komplexu QRS. Normální vlna T má hladký zaoblený tvar a ve většině svodů se projevuje jedinou kladnou výchylkou. Po vlně T někdy následuje další pomalá vlna (vlna U), jejíž původ není zcela objasněn. Při vysokých tepových frekvencích dochází ke slučování vln T a P, což způsobuje

problémy při detekci konce vlny T a začátku vlny P. Stanovení konce vlny T je obecně velmi problematické, vzhledem k pozvolnému přechodu vlny do izolinie.

Interval RR vyjadřuje dobu trvání komorového srdečního cyklu, měřenou mezi dvěma po sobě jdoucími vlnami R. Interval RR je základní veličinou v každém typu analýzy EKG a používá se k popisu různých arytmí, nebo k analýze variability srdeční tepové frekvence.

Interval PQ je časový interval měřený od počátku síňové depolarizace k počátku komorové depolarizace. Interval tedy vyjadřuje dobu šíření elektrického impulzu ze sinusového uzlu do srdečních komor. Doba intervalu PQ je slabě závislá na aktuální tepové frekvenci.

Interval QT vyjadřuje časový úsek mezi začátkem depolarizace a dokončením repolarizace komor. Trvání intervalu je závislé na tepové frekvenci, přičemž s vyššími frekvencemi se interval zkracuje. Prodlužování intervalu QT bylo pozorováno při různých srdečních poruchách spojených s rizikem náhlé srdeční smrti.

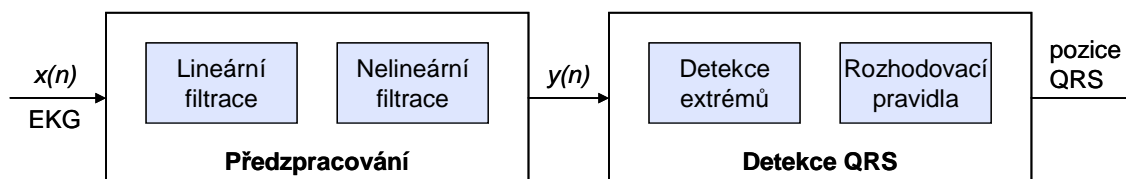
3 PŘÍSTUPY DETEKCE KOMPLEXŮ QRS

Komplex QRS je nejvýraznější částí cyklu signálu EKG a proto jsou obvykle jeho pozice v signálu detekovány jako první. Okamžik výskytu a tvar komplexu poskytují významné informace o současném stavu srdce. Vzhledem k jeho charakteristickému tvaru slouží jako základ pro automatickou detekci srdeční tepové frekvence, klasifikaci srdečních cyklů, nebo se využívá v algoritmech pro kompresi EKG dat. Detekce komplexů QRS je tedy základem pro naprostou většinu algoritmů automatické analýzy signálů EKG.

Detektor QRS je zároveň prvním krokem rozměření signálu EKG, na jehož spolehlivosti výrazně závisí spolehlivost detekce dalších významných bodů signálu EKG. Z tohoto důvodu je detektorům QRS věnována samostatná kapitola, v níž je uveden obecný princip detekce QRS, stručný přehled nejvýznamnějších metod a jejich srovnání, přičemž bylo čerpáno z přehledového článku představeného v [59].

3.1 OBECNÝ PRINCIP DETEKCE KOMPLEXŮ QRS

Obecná struktura detektorů QRS, která je společná pro mnohé přístupy detekce, je zobrazena na Obr. 3.1. Skládá se z fáze předzpracování, která zahrnuje lineární i nelineární filtrační techniky a z fáze detekce QRS, která zahrnuje detekci extrémů a rozhodovací pravidla.



Obr. 3.1: Obecné blokové schéma detektorů QRS.

V první fázi je signál EKG předzpracován do podoby vhodné k detekci komplexů QRS. Významná část energie komplexů QRS se nachází ve spektru v rozmezí 10-25 Hz. Většina detektorů využívá filtračních technik k potlačení ostatních částí signálu EKG a artefaktů, jako jsou vlna P, vlna T, síťový brum, nebo drift izolinie. Používanými typy filtrů jsou zejména horní propust, dolní propust a pásmová propust. Signál po filtraci je dále upraven zvýrazněním některé z charakteristických vlastností komplexu QRS, přičemž se využívá diferencí, umocnění signálu na druhou, nebo některé z transformací.

V druhé fázi je předzpracovaný signál prahován s využitím pevného, či adaptivního prahu, za účelem nalezení nadprahových extrémů. Výstupem prahování jsou pozice komplexů QRS. V posledním kroku procesu detekce jsou na nalezené pozice aplikována rozhodovací pravidla, jejichž účelem je odstranit falešně pozitivní detekce.

V mnoha případech obsahuje detektor QRS ještě jeden extra blok zpracování, jehož účelem je zpřesnění časových pozic detekovaných komplexů QRS v původním signálu EKG.

3.2 PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD

V této kapitole jsou stručně popsány významné metody detekce komplexů QRS. Jednotlivé metody byly rozřazeny do skupin s ohledem na jejich fázi předzpracování, neboť fáze samotné detekce je spíše heuristická a závislá na výsledcích předzpracování.

3.2.1 METODY ZALOŽENÉ NA DIFERENCÍCH

Detektory založené na diferencích patří mezi historicky nejstarší přístupy detekce QRS. Zejména ve starších algoritmech je používán filtr typu horní propust, který je realizován pomocí difference. Tento přístup využívá strmosti hran komplexu QRS pro jeho následnou detekci. Nejčastěji používané diferenční filtry jsou popsány rovnicemi:

$$y_1(n) = x(n+1) - x(n-1), \quad (3.1)$$

$$y_1(n) = 2x(n+2) + x(n+1) - x(n-1) - 2x(n-2), \quad (3.2)$$

nebo

$$y_1(n) = x(n) - x(n-1). \quad (3.3)$$

Některé algoritmy počítají i druhou diferenci pomocí rovnice

$$y_2(n) = x(n+2) - 2x(n) + x(n-2). \quad (3.4)$$

Výstupním signálem $y(n)$ fáze předzpracování může být přímo některý ze signálů $y_1(n)$, nebo $y_2(n)$. Autoři v [10] použili lineární kombinaci absolutních hodnot první a druhé difference

$$y(n) = 1.3|y_1(n)| + 1.1|y_2(n)|, \quad (3.5)$$

zatímco autoři v [3] využili lineární kombinace vyhlazené první difference a absolutní hodnoty druhé difference

$$y(n) = \tilde{y}_1(n) + |y_2(n)|, \quad (3.6)$$

kde

$$\tilde{y}_1(n) = \{0.25, 0.5, 0.25\} * |y_1(n)| \quad (3.7)$$

a $*$ je operátor lineární konvoluce.

Samotná detekce QRS probíhá porovnáváním předzpracovaného signálu s prahem. Hodnoty prahu jsou obvykle nastavovány v závislosti na hodnotách signálu, což umožňuje adaptaci prahů na měnící se charakteristiky signálu. Většina detektorů QRS využívá práh daný rovnicí

$$\xi = 0.3 \dots 0.4 \max[x], \quad (3.8)$$

kde maximum je určováno pro každý segment signálu EKG zvlášť. Detekce extrémů je často doplněna o korekční pravidla, jejichž účelem je odstranit falešně pozitivní detekce. Tato pravidla jsou často založena na heuristicky nalezených omezeních časových intervalů a znamének, případně na dodatečném prahování signálu.

3.2.2 METODY ZALOŽENÉ NA ČÍSLICOVÉ FILTRACI

Přístupy založené na číslicové filtraci využívají pro předzpracování signálu filtrů typu horní propust, dolní propust, pásmová zadrž, nebo některý z nelineárních typů filtrace. Filtry mohou být zapojeny sériově, nebo paralelně, přičemž výstupy použitých filtrů jsou dále lineárně, nebo nelineárně kombinovány.

Metoda popsaná v [77] využívá filtrování signálu EKG pomocí dvojice paralelních dolních propustí s rozdílnými mezními frekvencemi. Následně je vypočten rozdíl mezi výstupy obou filtrů $y_1(n)$, který má charakter signálu filtrovaného pásmovou propustí. Tento signál je dále zpracován dle rovnice

$$y(n) = y_1(n) \left[\sum_{k=-m}^m y_1^2(n+k) \right]^2, \quad (3.9)$$

což je v podstatě nelineární operace vedoucí k relativnímu potlačení malých hodnot a lehkému vyhlazení vrcholů. Použitý práh je vypočítáván adaptivně dle rovnice

$$\xi = \max[y(n)]/8. \quad (3.10)$$

Autoři v [43] a [78] navrhli systém předzpracování založený na pásmové filtraci a následné diferenci signálu. Signál $y(n)$ vhodný k prahování je získán umocněním diferenciovaného signálu na druhou a jeho průměrováním. Prah pro detekci vrcholů je nastavován adaptivně v závislosti na velikosti extrémů. Rozhodovací pravidla neberou v potaz jen velikost detekovaných vrcholů, ale také odhadnutou úroveň šumu v signálu.

Přestože článek [26] je zaměřen na detekci jednotlivých vln v signálu EKG pomocí neuronových sítí, samotná detekce komplexů QRS je založena na číslicové filtraci. Signál EKG je filtrován pomocí dvou pásmových propustí, jejichž výstupy $y_1(n)$ a $y_2(n)$ jsou násobeny

$$y(n) = y_1(n) \cdot y_2(n). \quad (3.11)$$

Tento princip je založen na předpokladu, že komplex QRS je charakterizován současným výskytem frekvenčních složek na výstupech obou filtrů. Komplex QRS je detekován tehdy, jestliže jsou výstupy obou filtrů dostatečně vysoké.

Možnost využití rekurzivních a nerekurzivních mediánových filtrů

$$y_1(n) = \text{median}[y_1(n-m), \dots, y_1(n-1), x(n), x(n+1), \dots, x(n+m)] \quad (3.12)$$

a

$$y_2(n) = \text{median}[x(n-m), \dots, x(n-1), x(n), x(n+1), \dots, x(n+m)] \quad (3.13)$$

byla představena v [118]. Předzpracovaný signál $y(n)$ je získán filtrací pásmovou propustí, která je tvořena kombinací dvou mediánových a jednoho vyhlazovacího filtru. Postup samotné detekce je obdobný jako v [43] a [78].

Metody založené na číslicové filtraci jsou zřejmě nejrozšířenějším typem předzpracování signálu EKG pro detekci komplexů QRS. Další metody byly představeny například v [39] a [57].

3.2.3 METODY ZALOŽENÉ NA NEURONOVÝCH SÍTÍCH

Přístupy založené na umělých neuronových sítích mají široké uplatnění v oblasti nelineárního zpracování a klasifikace signálů. V mnoha aplikacích zároveň dosahují lepších výsledků, nežli klasické lineární přístupy. V oblasti zpracování signálů EKG se nejčastěji využívá sítě typu vícevrstvý perceptron (MLP – multilayer perceptron), funkce s radiální bází (RBF – radial basis function) a samoučící se sítě (LVQ – learning vector quantization).

Síť typu MLP se skládá z několika vrstev vzájemně propojených neuronů. Každý neuron reprezentuje funkci

$$y = f\left(\zeta + \sum_{i=1}^N w_i x_i\right), \quad (3.14)$$

kde w_i jsou váhy přiřazené jednotlivým vstupům x_i a $f(\cdot)$ je lineární, či nelineární přenosová funkce neuronu. Síť typu RBF jsou implementací funkce

$$y(n) = \sum_{i=1}^N w_i \exp\left(-\frac{x(n) - c_i}{\sigma_i}\right), \quad (3.15)$$

kde $x(n)$ označuje vektor vstupních dat, N je počet neuronů, w_i jsou koeficienty, c_i jsou centrální vektory a σ_i jsou směrodatné odchylky. Výhodou sítí RBF je možnost interpretace parametrů, což dělá výsledky předvídatelnějšími a tudíž spolehlivějšími. Síť typu LVQ se skládá ze vstupní vrstvy, soutěžící vrstvy a lineární vrstvy. Soutěžící vrstva se automaticky učí rozřazovat vstupní vektory do podtříd, jejichž počet je roven počtu soutěžících neuronů. Lineární vrstva následně kombinuje jednotlivé podtřídy do uživatelsky definovaných tříd.

Neuronové sítě se pro detekci komplexů QRS využívají jako nelineární adaptivní prediktory. Účelem je předpovědět současnou hodnotu signálu $x(n)$, na základě jeho minulých hodnot $x(n-i)$. Jelikož je doba trvání komplexu QRS relativně krátká, vzhledem k době trvání celého srdečního cyklu, neuronová síť konverguje do stavu, kdy jsou vzorky nenáležící komplexu QRS dobře předpovídaný. Úseky QRS se vyznačující rychlými změnami hodnot v signálu a vedou k náhlému zvýšení chyby predikce. Tento chybový signál $e(n)$ se následně využívá k detekci komplexů QRS.

V článcích [52], [101] a [117] byl představen přístup založený na neuronové síti typu MLP se třemi vrstvami neuronů. Vstupní vrstva obsahuje osm až deset neuronů s lineární převodní funkcí, jejichž vstupem jsou časově zpožděné vzorky signálu EKG. Skrytá vrstva má tři až pět neuronů s nelineární převodní funkcí a výstupní vrstva jeden lineární neuron. V [101] je neuronová síť natrénována předem na pečlivě vybraných vzorcích, zatímco v [117] je síť trénována online a tudíž schopna se adaptovat na

proměnné charakteristiky signálu. Výstup nelineárního prediktoru je v [117] dále zpracován přizpůsobeným filtrem, který zajišťuje dodatečný útlum zbytkového rušení.

3.2.4 METODY ZALOŽENÉ NA VLNKOVÝCH TRANSFORMACÍCH

Přístupy založené na vlnkových transformacích (WT) patří k nejaktuálnějším přístupům nejen v oblasti detekce komplexů QRS, ale také rozměření signálů EKG, či jejich komprese. Teorii vlnkových transformací je věnována samostatná kapitola 6.

Detektory komplexů QRS, založené na vlnkových transformacích, nejčastěji využívají dyadickou formu vlnkové transformace s diskrétním časem (DyDTWT, z angl. dyadic discrete-time wavelet transform). Detekce komplexů je založena na hledání podobností napříč dyadickou škálou měřítek. Samotná transformace je obvykle realizována dyadickou bankou filtrů.

Značná část vlnkových detektorů vychází z principu navrženého Malattem a Hwangem v článku [67]. Autoři popisují přístup detekce a klasifikace rysů signálu s využitím lokálních maxim koeficientů WT. V článku je zkoumán vztah mezi rysy původní funkce $f(t)$ a extrémy koeficientů WT. Rysy původní funkce se dle zjištění projevují dvojicemi opačných extrémů, vyskytujících se napříč několika měřítky WT. Klasifikace jednotlivých rysů je následně prováděna s využitím lokálního Lipschitzova exponentu α , jehož hodnota je vypočtena z koeficientů WT pomocí rovnic

$$\alpha_j = \log_2 |WT(2^{j+1}, n^{j+1})| - \log_2 |WT(2^j, n^j)| \quad (3.16)$$

a

$$\alpha = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2}. \quad (3.17)$$

Algoritmus navržený Mallatem a Hwangem [67] byl poprvé využit pro detekci komplexů QRS v [64]. Vlny R jsou lokalizovány hledáním dvojic blízkých extrémů ve vhodných měřících WT. Platnost nalezení vlny je následně potvrzena odhadem Lipschitzova koeficientu α , jež pro vlnu R musí být větší než nula, $\alpha > 0$. Kromě této podmínky algoritmus uplatňuje několik dalších heuristických rozhodovacích pravidel, která berou v potaz znaménka a čas výskytu extrémů v různých měřících WT.

Metoda představená v [9] je přímo odvozena od metody [64]. Výsledky dosažené touto metodou jsou stále velmi dobré i přesto, že metoda je výrazně zjednodušenou verzí původního algoritmu. V článku [83] byla představena implementace algoritmu [64] na digitální signálový procesor (DSP).

Metody založené na bankách filtrů jsou velmi blízké metodám využívajících vlnkových transformací. Využití banky filtrů pro detekci komplexů QRS bylo představeno v článku [5]. Autoři použili banku 32 filtrů k rozložení vstupního signálu EKG do subpásem s jednotnou frekvenční šířkou. Použité filtry mají 64 vzorků impulzní charakteristiky, lineární fázi a šířku pásem 5,6 Hz. Princip detekce je založen na předpokladu, že se výskyt komplexu QRS projeví současně ve frekvenčních

subpásmech w_l , $l = 1, \dots, 4$. Z těchto čtyř pásem jsou odvozeny tři charakteristické signály p_1 , p_2 a p_3 dle rovnic

$$p_1(n) = \sum_{l=1}^3 |w_l(n)|, \quad (3.18)$$

$$p_2(n) = \sum_{l=1}^4 |w_l(n)| \quad (3.19)$$

a

$$p_3(n) = \sum_{l=2}^4 |w_l(n)|. \quad (3.20)$$

Samotná detekce komplexů je uskutečněna na základě sofistikované kombinace signálů p_1 , p_2 a p_3 s využitím pětistupňové rozhodovací logiky.

3.2.5 OSTATNÍ METODY

Metody založené na diferencích, číslicových filtrech, neuronových sítích a vlnkových transformacích popisují naprostou většinu významných algoritmů detekce komplexů QRS. Přesto je vhodné alespoň přehledově zmínit i další typy metod, jejichž výsledky se jeví jako zajímavé. Jedná se zejména o detektory založené na adaptivních filtrech [22], skrytých Markovských modelech [54], matematické morfologii [99], přizpůsobených filtrech [82], genetických algoritmech [79], či průchodech nulovou hladinou [58].

Metoda [58], založená na průchodech nulovou hladinou stojí za bližší přiblížení, neboť se jedná o relativně nový přístup, který je výrazně inovativní a dosahuje kvalitních výsledků. Vstupní signál EKG je nejprve filtrován pásmovou propustí. Výstupem filtru je signál $y_1(n)$, ke kterému je přičtena vysokofrekvenční sekvence $b(n)$, viz rovnice

$$b(n) = k(n) \cdot (-1)^n \quad (3.21)$$

a

$$y_2(n) = y_1(n) + b(n). \quad (3.22)$$

Amplituda vysokofrekvenční složky $k(n)$ je odvozena od plovoucího průměrování modulu signálu $y_1(n)$. Jelikož je amplituda $k(n)$ nižší, než velikost komplexů QRS, je počet průchodů nulovou hladinou nízký během komplexu QRS a vysoký mimo tento komplex. Výsledný signál předzpracování $y(n)$ je získán plovoucím průměrováním počtu průchodů nulovou hladinou v signálu $y_2(n)$. Detekce komplexů je prováděna porovnáním signálu $y(n)$ s adaptivním prahem. Přesná pozice vlny R je potom stanovena zpětně ve filtrovaném signálu $y_1(n)$.

3.3 VYHODNOCENÍ A SROVNÁNÍ METOD

Dle doporučení představených v [8] je vyhodnocování algoritmů detekce QRS založeno převážně na výpočtu dvou klíčových parametrů: senzitivity Se a pozitivní prediktivity P^+ , dle rovnic

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.23)$$

a

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (3.24)$$

kde TP (true positive) je počet pravdivě pozitivních detekcí, FN (false negative) je počet falešně negativních detekcí a FP (false positive) je počet falešně pozitivních detekcí.

Dalším důležitým parametrem vyhodnocování detektorů QRS je zvolený způsob testování. Z hlediska věrohodnosti a spolehlivosti dosažených hodnot senzitivity Se a pozitivní prediktivity P^+ lze algoritmy dle [59] rozdělit do třech skupin:

- *spolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na jedné ze standardních databází signálů EKG,
- *méně spolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na části jedné ze standardních databází signálů EKG,
- *nespolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na nestandardní databázi signálů EKG.

Smysluplné vzájemné srovnávání výkonnosti jednotlivých algoritmů je možné pouze v rámci jedné skupiny věrohodnosti/spolehlivosti výsledků. Zařazení daného algoritmu do některé ze skupin spolehlivosti výsledků ovlivňuje pouze možnosti přímého srovnávání s ostatními algoritmy, ale nevypovídá nic o kvalitě samotného algoritmu. Je možné, že některé algoritmy ze skupiny *nespolehlivé výsledky* mají ve skutečnosti lepší výkonnost, nežli jiné algoritmy ze skupiny *spolehlivé výsledky*. Tento způsob rozřazování také diskriminuje starší typy algoritmů, neboť v době jejich vzniku nebyly standardní databáze k dispozici.

Problémů způsobujících selhání detektorů QRS je celá řada, např.:

- rušení v signálech: elektrodové artefakty, síťový brum, kolísání izolinie,
- patologické signály,
- malá velikost komplexů QRS,
- náhlé změny ve velikostech komplexů QRS.

Obecně lze říci, že čím je navržený algoritmus sofistikovanější, tím lépe se dokáže s těmito problémy vypořádat a dosahuje vyšších hodnot senzitivity Se a pozitivní prediktivity P^+ .

Výsledky testování známých metod detekce komplexů QRS na standardních databázích signálů EKG jsou uvedeny v Tab. 3.1.

Tab. 3.1: Přehled výsledků testování detektorů QRS na standardních databázích.

metody	<i>TP</i> [-]	<i>FN</i> [-]	<i>FP</i> [-]	<i>Se</i> [%]	<i>P</i>⁺ [%]	databáze
Li [64]	104070	112	65	99,89	99,94	MIT-BIH
Chen [13]	60430	58	68	99,90	99,89	MIT-BIH
Bahoura [9]	109635	184	135	99,83	99,88	MIT-BIH
Zhang [119]	19869	37	26	99,81	99,87	MIT-BIH
Martínez [68]	109208	220	153	99,80	99,86	MIT-BIH
Hamilton [42]	N	N	N	99,80	99,80	MIT-BIH
Alvarado [7]	17065	30	51	99,82	99,70	MIT-BIH
Lee [62]	109146	335	137	99,69	99,88	MIT-BIH
Hamilton [43]	108927	340	248	99,69	99,77	MIT-BIH
Kohler [58]	91006	277	390	99,70	99,57	MIT-BIH
Alfonso [5]	90535	374	406	99,59	99,56	MIT-BIH
Pan [78]	109532	277	507	99,75	99,54	MIT-BIH
Poli [79]	109522	441	545	99,60	99,50	MIT-BIH
Moraes [75]	N	N	N	99,22	99,73	MIT-BIH
Moody [74]	107567	1861	94	98,30	99,91	MIT-BIH
Elgendi [33]	43347	1224	37	97,50	99,90	MIT-BIH
Kohama [57]	48453	312	44	99,36	99,90	AHA
Martínez [68]	86824	68	107	99,92	99,88	QT
Moody [74]	84458	2434	459	97,20	99,46	QT
Martínez [68]	784059	3044	4077	99,61	99,48	EDB
Moody [74]	748468	38635	10405	95,09	98,63	EDB
Mehta [69]	1486	1	8	99,93	99,46	CSE
Trahanias [99]	1404	88	74	99,38	99,48	CSE
Mehta [70]	1487	1	13	99,93	99,13	CSE
Chouhan [15]	17729	259	148	98,56	99,18	CSE
Mehta [71]	1484	4	24	99,73	98,40	CSE

TP (true positive): počet pravdivě pozitivních detekcí, *FN* (false negative): počet falešně negativních detekcí, *FP* (false positive): počet falešně pozitivních detekcí, *Se* (sensitivity): senzitivita, *P*⁺ (positive predictivity): pozitivní prediktivita, N: neznámé údaje

Tabulka obsahuje pouze metody, které byly testovány na některé ze standardních databází a jejichž senzitivita Se i pozitivní prediktivita P^+ jsou známy. Algoritmy jsou v tabulce seřazeny podle použité testovací databáze. V rámci jedné databáze jsou dále seřazeny dle dosažené výkonnosti, která je posuzována na základě horší z dvojice hodnot senzitivita Se a pozitivní prediktivita P^+ .

Tabulka poskytuje rychlý přehled výkonnosti testovaných algoritmů v rámci konkrétní testovací databáze. Pro nasazení v online klinických aplikacích je zřejmě postačující spolehlivost detekce překračující 99,5 % [59]. Pokud budeme dále uvažovat pouze algoritmy, které byly testovány na kompletní standardní databázi a dosáhly spolehlivosti detekce alespoň 99,5 %, získáme výrazně kratší seznam. Tyto metody jsou vhodnými kandidáty na začlenění do větších systémů analýzy EKG. Z algoritmů testovaných na databázi MIT-BIH se jedná o algoritmy Li [64], Bahoura [9], Martínez [68], Lee [62], Hamilton [43], Pan [78] a Poli [79]. Na databázi QT splnil požadavky pouze algoritmus Martínez [68] a na databázích AHA, EDB a CSE nesplnil požadavky žádný z uvedených algoritmů. Stanovené přísné požadavky splňuje celkem sedm detektorů, přičemž první tři pozice obsadily algoritmy založené na vlnkové transformaci (Li [64], Bahoura [9], Martínez [68]) a další pozice obsadily algoritmy založené na dvourozměrných vektorových smyčkách (Lee [62]), číslicové filtraci (Hamilton [43] a Pan [78]) a genetických algoritmech (Poli [79]).

Zatímco spolehlivost detekce kolem 99,5 % je zřejmě dostačující pro využití v online klinických aplikacích, pro výzkumné účely je potřeba detektor se spolehlivostí vyšší. Značná část autorů hlásí dosažené hodnoty spolehlivosti detekce blízké 100 %, nicméně tato čísla odrážejí pouze celkovou výkonnost detektorů a dokáží skrýt minoritní problémy algoritmů se zarušenými, či patologickými signály. Právě patologické signály jsou významné z hlediska výzkumu činnosti srdce a spolehlivá detekce komplexů QRS u těchto signálů je stále problematická.

4 PŘÍSTUPY ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG

Rozměřením signálu EKG je v nejširším slova smyslu míněna detekce začátků, konců a vrcholů jednotlivých vln, kmitů a komplexů. Časové intervaly mezi začátky a konci jednotlivých vln mají velký význam, neboť poskytují údaje o stavu srdce a mohou indikovat přítomnost určitých kardiologických stavů. Dva z nejvýznamnějších intervalů měřených v signálech EKG jsou interval QT a interval PQ. Zatímco interval QT koresponduje s celkovou dobou trvání elektrické aktivity komor, interval PQ odpovídá době mezi začátkem depolarizace síní a začátkem depolarizace komor. Změny v intervalu QT jsou v současné době zlatým standardem pro vyhodnocování vlivu léků na repolarizaci komor. Změny v intervalu PQ mohou indikovat přítomnost určitých kardiologických stavů, jako je síňo-komorový blok [20].

Problém ve stanovení správné délky intervalu QT spočívá zejména v problematické detekci konce vlny T. Konec této vlny je teoreticky definován jako okamžik návratu k izoelektrické linii. Problém přesné detekce tohoto bodu spočívá v kolísání izoelektrické linie, neobvyklých morfologiích (např. spojení vln T-U, plochá vlna T), nebo přítomnosti rušení. Výsledkem těchto problémů jsou značně subjektivní výsledky, které se mohou výrazně lišit i mezi jednotlivými kardiology. Z těchto důvodů je soustředěno úsilí na vývoj automatického rozměřovacího systému, který by poskytl dostatečnou robustnost a konzistentnost měření [53].

Jednou z výzev zpracování signálů EKG i nadále zůstává spolehlivá detekce vln P [20]. Vlny P mají obvykle malou, až velmi malou velikost a nemusí být v zarušeném signálu rozpoznatelné. Zejména detekce začátku vlny P je velmi důležitá pro analýzu variability srdečního rytmu (HRV, z angl. Heart Rate Variability). Přetrvávající problém spolehlivé detekce této vlny vedl na analýzu HRV založenou na pozicích komplexu QRS.

V této kapitole je popsán obecný princip rozměření signálů EKG, přehled významných metod, jejich vyhodnocení a vzájemné srovnání.

4.1 OBECNÝ PRINCIP ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG

Obecná struktura metod rozměřování signálů EKG, která je společná pro většinu přístupů popsaných v této kapitole, je znázorněna na obrázku Obr. 4.1. Skládá se z fáze předzpracování, fáze detekce komplexu QRS, vlny P a vlny T a z fáze detekce hranic jednotlivých vln [1].

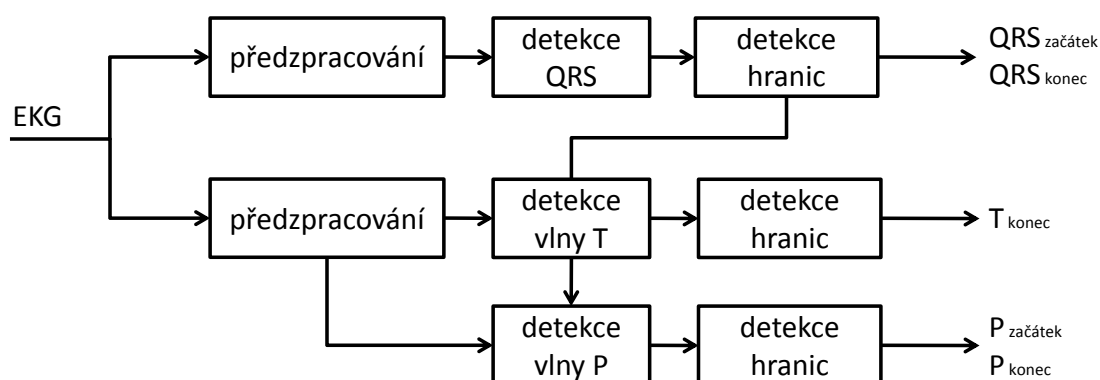
V první fázi je signál EKG předzpracován do podoby vhodné k detekci významných bodů. Ze schématu je patrné, že předzpracování je obecně odlišné pro detekci komplexů QRS a detekci zbývajících vln. Tato skutečnost je dána jiným rozložením energie ve spektru komplexu QRS a ostatních vln, což vede na použití filtrů s různými mezními frekvencemi [92]. Filtrací se snažíme zvýraznit úseky signálu, které chceme detekovat a potlačit vše ostatní. V případě detekce vln P a T tedy potlačujeme komplexy QRS, síťový brum, artefakty, či drift izolinie. Kromě frekvenčního omezení vstupního signálu

EKG se také v této fázi signál transformuje. Transformací dochází k dodatečnému zvýraznění charakteristických vlastností komplexů, či vln. Použité filtry a transformační techniky mohou být obecně lineární i nelineární [59]. Jednou z nejčastěji využívaných kombinací je filtrace pásmovou propustí s následnou diferencí signálu pro zvýraznění hran. V některých případech jsou oba bloky předzpracování sloučeny do jediného. Příkladem mohou být rozměrovací techniky založené na DyDTWT, kde je stejná škála měřítek využita jak pro detekci komplexů QRS, tak pro detekci ostatních vln [64], [68] a [83].

Ve druhé fázi jsou nejprve detekovány komplexy QRS. Pro detekci ostatních vln se definují časová okna, jejichž pozice závisí na pozicích komplexů QRS. Vlna P je detekována oknem nacházejícím se před komplexem QRS, zatímco vlna T oknem nacházejícím se za komplexem QRS. K detekci je využíváno pevného, nebo adaptivního prahu, jehož hodnota je odvozována například od maxima, či směrodatné odchylky úseku signálu [68].

Třetí fáze rozměrování, tedy přesná detekce hranic jednotlivých vln, je nejobtížnější. Výstupem této fáze jsou pozice pěti významných bodů signálu EKG. K detekci je opět využíváno prahování, tentokrát jsou však hodnoty prahu odvozovány od velikosti vlny, k níž daný významný bod náleží [68].

Tyto základní fáze jsou často doplněny o další pomocné a korekční fáze. Metody mohou být rozšířeny o pravidla pro odstranění falešně pozitivních detekcí, refrakterní fáze, nebo dodatečné zpřesňování polohy v původním signálu. V případě vícesvodových záznamů jsou často jednosvodové polohy významných bodů kombinovány za účelem zvýšení přesnosti rozměření signálu [25], [60] a [68].



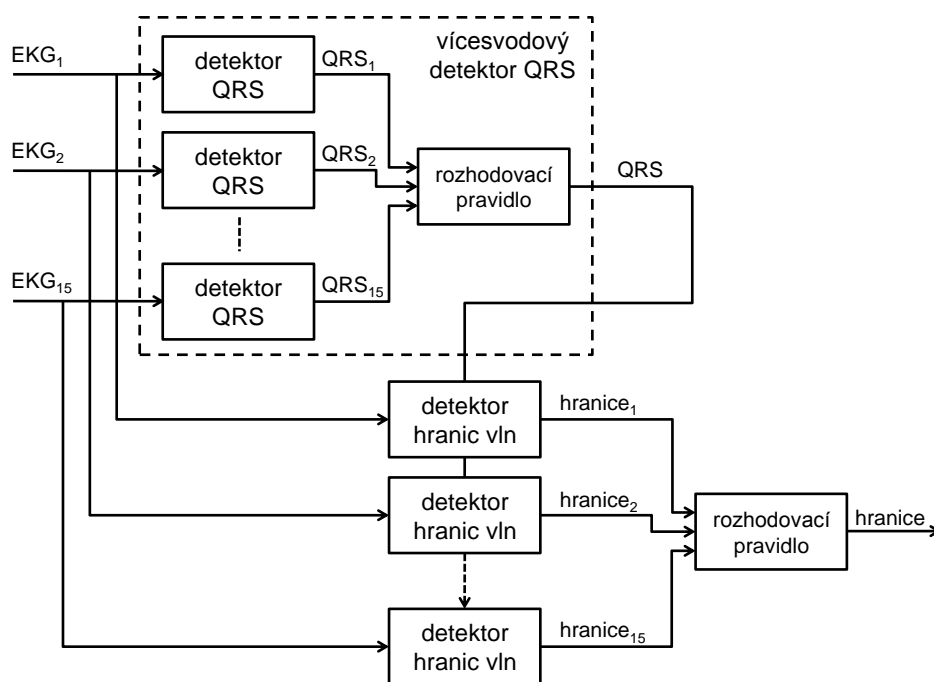
Obr. 4.1: Obecné blokové schéma rozměrování signálů EKG.

4.2 PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD

V této kapitole jsou stručně představeny vybrané významné metody rozměrování signálů EKG. Metody byly vybrány na základě dosahovaných výsledků, citovanosti a data vzniku, nikoliv tedy náhodným způsobem. Vzhledem k tomu, že většina představených přístupů je založena na vlnkové transformaci, jsme metody rozdělili jednoduše do dvou skupin: vlnkové metody a nevlnkové metody.

4.2.1 NEVLNKOVÉ METODY

V článku [60] autoři představili algoritmus k rozměření vícesvodových záznamů EKG. Základní blokové schéma algoritmu je znázorněno na Obr. 4.2.



Obr. 4.2: Zjednodušené blokové schéma rozměřovacího algoritmu.

První krok fáze předzpracování se skládá z filtrace jednotlivých svodů záznamu za účelem potlačení rušení a nelineární transformace pro zlepšení detekce QRS. Lineární filtrace využívá pásmové propusti (Lynnův filtr: 0,8-18 Hz, -3 dB) pro potlačení driftu nulové izoliny a vysokofrekvenčního rušení. Po filtraci je aplikována první diference ke zvýraznění informace o strmosti hran jednotlivých vln cyklu EKG. V posledním kroku předzpracování jsou signály vyhlazeny nelineární transformací založené na integračním plovoucím okně délky 95 ms.

Na fázi předzpracování navazuje fáze detekce komplexů QRS. Použitý jednosvodový detektor je modifikací detektoru představeného v [78]. Pro detekci využívá strmosti hran jednotlivých vln komplexu. Nový komplex je detekován, jestliže jeho maximální strmost je v rozsahu $\pm 30\%$ strmosti předcházejících komplexů. Na pozice získané jednosvodovým detektorem v jednotlivých svodech je aplikováno vícesvodové rozhodovací pravidlo. Toto pravidlo ponechá pouze pozice komplexů QRS, které jsou od sebe vzdáleny napříč svody o méně než 90 ms.

Dalším krokem rozměření je detekce a identifikace jednotlivých vln cyklu EKG. Pozice komplexů QRS stanovené detektorem v předcházející fázi mohou být pozicemi kmitů Q, R, nebo S. Algoritmus prohledává okolí těchto pozic a hledá blízké vrcholy. Na základě polarit a relativních velikostí nalezených vrcholů je rozhodnuto, jedná-li se o některý z kmitů komplexu QRS. Samotné rozhodování je relativně komplikované a

závisí na celé řadě pravidel, která využívají prahování, strmostí hran, nebo fyziologicky možných vzdáleností mezi kmity.

Poté co jsou identifikovány kmity komplexů QRS se přechází k detekci vrcholů vln P a T. Tyto vlny obsahují spektrální komponenty nižších frekvencí, než komplex QRS. Před samotnou detekcí vln P a T je předzpracovaný signál dodatečně filtrován dolní propustí s mezním kmitočtem 12 Hz (-3 dB), pro potlačení zbývajících rušení. Vlna P je hledána v okně délky 155 ms, začínajícím 225 ms před pozicí vlny R. Pozice vlny P je nalezena jako průchod nulovou hladinou mezi dvojicí opačných nadprahových extrémů. Vlna T je hledána v okně, jehož délka je funkcí tepové frekvence. Algoritmus je schopen rozlišit čtyři typy vlny T (pozitivní +, negativní -, bifázická +/- a bifázická -/+) na základě relativních pozic a velikostí extrémů v okně. Vrchol vlny T je dán opět průchodem nulovou hladinou mezi dvojicí opačných extrémů.

Poslední fází tohoto algoritmu je detekce začátků a konců jednotlivých vln. Při detekci algoritmus vychází z nulového bodu předzpracovaného signálu, který v původním EKG signálu odpovídá vrcholu některé z dříve detekovaných vln. V dalším kroku je nalezena dvojice opačných extrémů, které nulový bod obklopují. Tyto extrémy odpovídají maximálním strmostem hran vlny v původním signálu. Počáteční a koncový bod dané vlny jsou detekovány na základě prahů, jejichž hodnoty jsou dány násobkem velikostí příslušných extrémů. Na pozice získané tímto způsobem v jednotlivých svodech je aplikováno vícesvodové rozhodovací pravidlo, jehož účelem je z jednosvodových pozic vybrat globální pozici společnou pro všechny svody. Globální pozice je stanovena ve svodu s nejdéle trvající elektrickou aktivitou.

V článku [18] představili autoři systém pro rozměření signálu EKG, který využívá 12 standardních svodů.

Ve fázi předzpracování je signál EKG nejprve filtrován a následně je provedena korekce nulové izoliny. Filtrace signálu spočívá v jednoduchém plovoucím průměrování s délkou okna 11 vzorků (22 ms, $f_{vz} = 500$ Hz), za účelem potlačení náhodného rušení a vyhlazení vstupního signálu EKG. Pro dosažení lepších výsledků je filtrace prováděna ve dvou iteracích. Následná korekce nulové izoliny spočívá v odhadu trendu filtrovaného signálu, který je následně eliminován. V případě potřeby je prováděna dodatečná korekce, která následuje po detekci QRS a jejíž princip je popsán v [17].

Dalším krokem je detekce komplexů QRS, která využívá algoritmu popsaného v [15]. Algoritmus je založen na posloupnosti transformací, které z předzpracovaného signálu EKG vytvoří rysový signál (z angl. feature signal) využívající modifikovanou definici hrany. Rysový signál vhodný k detekci komplexů QRS je vytvořen kombinováním dvou rysů. Pro rozpoznání komplexů QRS od ostatních částí signálu EKG je využito vícenásobného kvantovaného prahování. Pro detekci a následné rozměření komplexu QRS je automaticky vybrán vhodný práh.

V další fázi jsou současně detekovány a rozměřeny vlny P a vlny T, dle principu [16]. Rysem pro detekci těchto vln je opět modifikovaná definice hrany. Výsledný rysový

signál je získán kombinací pěti rysů. Vlny P a vlny T jsou detekovány ve výsledném rysovém signálu s využitím amplitudového prahování a s ohledem na již známé pozice komplexů QRS.

Kromě popsaných dvou metod [18] a [60] lze v literatuře najít celou řadu dalších metod rozměrování EKG, mimo jiné založené na matematických modelech [102], strmosti hran [25] a [23], derivaci druhého řádu [55], filtraci dolní propustí a derivaci [72], nelineárním rozkladu signálu do časově-měřítkové oblasti [94], adaptivní filtraci [91], borcení časové osy [111] a [120], umělých neuronových sítích [26] a [12], nebo skrytých Markovských modelech [19].

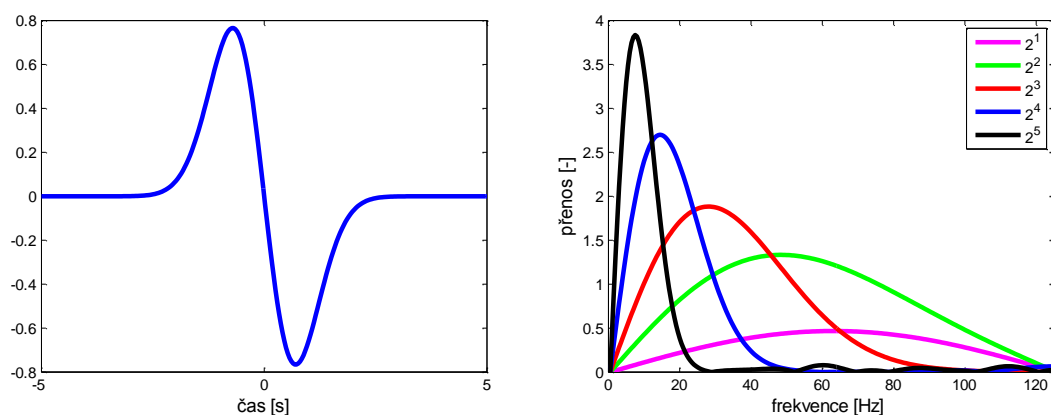
4.2.2 VLNKOVÉ METODY

V článcích [64], [68] a [83] byly představeny přístupy rozměření záznamů EKG založené na dyadické DTWT. Vlnková transformace spojitého signálu $x(t)$ je vyjádřena integrálem

$$WT(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (4.1)$$

kde $\psi(t)$ je mateřská vlnka, a značí měřítko (dilataci) a b časový posun (translaci) vlnky. Dyadická forma DTWT se omezuje na měřítka $a = 2^k$, přičemž v [64], [68] i [83] byla využita měřítka $2^1, 2^2, \dots, 2^5$, při uvažované vzorkovací frekvenci $f_{vz} = 250$ Hz. S rostoucí hodnotou měřítka klesá časové a roste frekvenční rozlišení WT. Na základě výkonového spektra signálu EKG a spekter jednotlivých vln [96] lze říci, že většina energie signálu EKG leží v rozmezí měřítek 2^1 až 2^5 . Zatímco energie komplexu QRS je významná zejména v měřících 2^1 až 2^4 , energie vlny P a T je nejvýznamnější v měřících 2^4 a 2^5 [68]. Vysokofrekvenční rušení a malé kmity Q a S se projevují v měřících 2^1 a 2^2 . Kolísání nulové izoliny je patrné v měřících 2^5 a vyšších.

Autoři v [64] a [68] použili jako mateřskou vlnku funkci kvadratický splajn, zatímco autoři v [83] použili první derivaci Gaussovy funkce, viz Obr. 4.3. Obě zmíněné vlnky jsou antisymetrické a hladké.



Obr. 4.3: Mateřská vlnka získaná první derivací Gaussovy funkce (vlevo) a jí odpovídající modulové frekvenční charakteristiky pro měřítka $2^1, 2^2, \dots, 2^5$ (vpravo).

Vzhledem k liché symetrii vlnek jsou extrémy původního signálu transformovány na průchody nulovou úrovní a inflexní body jsou transformovány na extrémy. Signál je tedy nejen kmitočtově omezen, ale zároveň tvarově změněn obdobně jako při diferenci.

Šířky pásem ekvivalentních filtrů dyadické vlnkové transformace pro měřítka 2^1 až 2^5 jsou uvedeny v Tab. 4.1.

Tab. 4.1: Šířky pásem ekvivalentních filtrů dyadické DTWT ($f_{vz} = 250$ Hz).

měřítka	Gaussova funkce šířka pásma -3 dB [Hz]	kvadratický splajn šířka pásma -3 dB [Hz]
2^1	32,1 – 92,1	62,5 – 125
2^2	18,6 – 65,4	18 – 58,5
2^3	9,1 – 33,1	8 – 27
2^4	4,1 – 16,2	4 – 13,5
2^5	2,2 – 7,8	2 – 6,5

Dyadická DTWT je podle Mallatova algoritmu [66] ekvivalentní oktávové bance filtrů a může být realizována kaskádou identických FIR filtrů typu horní a dolní propust. Variantu tohoto algoritmu bez decimace, tzv. *algorithm à trous* [21], využili autoři v [68]. Výhodou této implementace je zachování časové neměnnosti a rozlišitelnosti napříč jednotlivými měřítky.

V následující části kapitoly bude podrobněji rozebrán přístup [68], který je novější nežli přístupy [64] a [83] a zároveň uvádí více údajů. Základní principy metod založených na WT jsou však obdobné.

Algoritmus představený v [68] je aplikován přímo na digitalizovaný signál EKG bez nutnosti jakéhokoliv předzpracování. Využívá informace o lokálních maximech, minimech a průchozech nulovou hladinou v různých měřících k identifikaci významných bodů signálu EKG. Detekce významných bodů EKG se skládá z kroků:

1. detekce komplexů QRS,
2. detekce a identifikace jednotlivých kmitů (Q, R, S, R'), stanovení začátku a konce komplexu QRS,
3. detekce vlny T a stanovení jejího začátku a konce,
4. detekce vlny P a stanovení jejího začátku a konce.

Detekce komplexů QRS je založena na přístupu představeném původně v [64]. V měřících 2^1 až 2^4 jsou hledány dvojice opačných extrémů, jejichž absolutní hodnoty jsou větší, nežli je stanovená prahová hodnota v daném měřítku. Pokud jsou tyto dvojice nalezeny ve stejném okamžiku napříč všemi měřítky, je pozice komplexu QRS dána pozicí průchodu nulovou úrovní mezi dvojicí extrémů v měřítku 2^1 (nejvyšší časové

rozlišení). Pro zvýšení úspěšnosti detekce jsou zavedena některá další opatření, jako je refrakterní fáze, nebo zpětné hledání se sníženými prahovými hodnotami. Prahové hodnoty pro jednotlivá měřítka jsou platné pro úseky délky 2^{16} vzorků.

Jednotlivé kmity komplexu QRS jsou následně detekovány v měřítku 2^2 , jako přilehlé průchody nulovou hladinou obklopené dvojicí nadprahových extrémů. Upřesnění polohy detekovaných kmitů je opět provedeno v měřítku 2^1 . Identifikace detekovaných kmitů závisí na posloupnosti znamének detekovaných extrémů komplexu QRS. Algoritmus je schopen rozpoznat libovolnou morfologii komplexu QRS se třemi a méně kmity (QRS, RSR', QR, RS, R a QS). Začátek komplexu QRS je detekován jako nejbližší podprahový vzorek před prvním extrémem komplexu v měřítku 2^2 . Konec komplexu QRS je potom stanoven jako nejbližší podprahový vzorek za posledním extrémem komplexu ve stejném měřítku.

Vlna T je hledána v měřítku 2^4 oknem, jehož délka je závislá na délce daného intervalu RR. Pozice vlny T je opět určena pozicí průchodu nulovou úrovní mezi dvojicí opačných nadprahových extrémů. Pokud vlna T nebyla v měřítku 2^4 nalezena, je celý proces detekce opakován v měřítku 2^5 . Vzhledem k tomu, že podle [68] dochází s rostoucím měřítkem ke ztrátě časové rozlišitelnosti je pozice vlny T zpřesněna v měřítku 2^3 . Metoda je schopna rozlišit šest možných morfologií vlny T: pozitivní (+), negativní (-), bifázickou (+/-, -/+), pouze stoupající (\uparrow) a pouze klesající (\downarrow). Hranice vlny T jsou identifikovány stejným způsobem, jako začátek a konec komplexu QRS.

Vlna P je detekována obdobným způsobem jako vlna T. Algoritmus využívá okno, jehož délka je závislá na délce daného intervalu RR. Metoda je schopná rozlišit čtyři rozdílné morfologie vlny P: pozitivní (+), negativní (-) a bifázickou (+/-, -/+). Hranice vlny P jsou určeny obdobným způsobem, jako hranice komplexu QRS a vlny T.

Pro detekci komplexu QRS a vln T a P se využívá prahování závislého na směrodatné odchylce signálu v daném měřítku, zatímco pro detekci počátečních a koncových bodů je prahová hodnota odvozována od velikosti přilehlých extrémů.

Zatímco autoři v [64], [68] a [83] se omezili pouze na dyadická měřítka vlnkové transformace, autoři v [7] založili svůj přístup na spojitě vlnkové transformaci (CWT). Tento přístup nabízí možnost využití celé škály reálných kladných měřítek k efektivnějšímu potlačení rušení a artefaktů, než umožňuje dyadická DTWT. Zvolenou mateřskou vlnkou je první derivace funkce B-splajn čtvrtého řádu. Tato vlnka je podobná první derivaci Gaussovy funkce, která má dobré časové i frekvenční rozlišení. Rozměření signálu je prováděno v měřících 1, 2, 3, 8 a 10 ($f_{vz} = 500$ Hz). Výpočet spojitě vlnkové transformace pro zvolená měřítka je založen na rychlé realizaci algoritmu představeném v [100]. Šířky pásem ekvivalentních filtrů spojitě vlnkové transformace jsou uvedeny v Tab. 4.2.

Detekce QRS je založena na detekci průchodu nulovou hladinou mezi dvojicí opačných extrémů v měřítku 2. K samotné detekci je využito prahování a okno definované délkou průměrného a posledního intervalu RR [61]. Začátek vlny Q odpovídá průchodu

nulovou hladinou předcházející vlně R a konec vlny S odpovídá průchodu nulovou hladinou následující po vlně R. Tyto průchody jsou detekovány uvnitř okna definovaného maximální dobou trvání obou vln.

Tab. 4.2: Šířky pásem ekvivalentních filtrů CWT ($f_{vz} = 500$ Hz).

měřítka	B-splajn čtvrtého řádu šířka pásma -3 dB [Hz]
1	56 – 186
2	30 – 97
3	19 – 64
8	7 – 24
10	6 – 19

Navržený algoritmus je schopen detekovat pozitivní a negativní vlny T. Vliv artefaktů a kolísání nulové izolinie je omezen využitím měřítka 10. Vlna T je detekována uvnitř okna, jehož délka se zkracuje se zkracováním intervalu RR [61]. Vrchol vlny odpovídá opět průchodu nulovou hladinou mezi dvěma extrémními opačnými znaménky. Hranice vlny T jsou detekovány obdobně jako hranice komplexu QRS.

Detekci vlny P a jejích hranic se autoři v článku nevěnují. Stejně tak nepopisují způsob využití měřítka 1, 3 a 8.

4.3 VYHODNOCENÍ A SROVNÁNÍ METOD

Hodnocení algoritmů rozměřování EKG je dle doporučení představených v [8] a [98] založeno na výpočtu čtyř klíčových parametrů: senzitivity Se , pozitivní prediktivity P^+ , průměrné odchylky mezi referenčními a detekovanými pozicemi m a směrodatné odchylky mezi referenčními a detekovanými pozicemi s . Tyto parametry jsou počítány zvlášť pro každý z pěti klíčových bodů křivky EKG.

Kromě kvantitativního hodnocení parametrů je důležité brát v potaz způsob jejich testování. Stejně jako detektory QRS lze rozměřovací algoritmy rozdělit do třech skupin:

- *spolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na jedné ze standardních databází signálů EKG,
- *méně spolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na části jedné ze standardních databází signálů EKG,
- *nespolehlivé výsledky*: algoritmy byly testovány na nestandardní databázi signálů EKG.

Srovnávat algoritmy je vhodné pouze v rámci stejné skupiny spolehlivosti a stejné testovací databáze.

Znamé rozměrovací algoritmy byly testovány především na standardních databázích QT a CSE, přičemž dosažené výsledky jsou srovnávány s uznávanými kritérii stanovenými autory týmu CSE v [98]. Tito autoři poskytli kritéria pro jednotlivé významné body ve formě dvojnásobku směrodatné odchylky $2s_{CSE}$ rozdílů mezi referenčními a detekovanými pozicemi. Zatímco autoři v [60], [83], [102] a [111] si kritérium vyložili tak, že algoritmus musí splnit podmínku $s < 2s_{CSE}$ (měkké kritérium), tak autoři v [25] a [94] uvažují kritérium $s < s_{CSE}$ (tvrdé kritérium).

Výsledky testování známých metod rozměrování signálů EKG na standardní databázi QT jsou uvedeny v Tab. 4.3.

Tab. 4.3: Přehled výsledků testování rozměrovacích algoritmů na databázi QT.

metody	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
	počet	3194	3194	3623	3623	3542
Martínez 2004 [68]	počet	3194	3194	3623	3623	3542
	$Se / P^+ [\%]$	98,87/91,03	98,75/91,03	99,97/N	99,97/N	99,77/97,79
	$m \pm s [\text{ms}]$	2,0 \pm 14,8	1,9 \pm 12,8	4,6 \pm 7,7	0,8 \pm 8,7	-1,6 \pm 18,1
Laguna 1994 [60]	počet	3194	3194	3623	3623	3542
	$Se / P^+ [\%]$	97,7/91,17	97,7/91,17	99,92/N	99,92/N	99,0/97,71
	$m \pm s [\text{ms}]$	14,0 \pm 13,3	-0,1 \pm 12,3	-3,6 \pm 8,6	-1,1 \pm 8,3	13,5 \pm 27,0
Vila 2000 [102]	počet	N	N	N	N	3528
	$Se / P^+ [\%]$	N/N	N/N	N/N	N/N	92,6/N
	$m \pm s [\text{ms}]$	N	N	N	N	0,8 \pm 30,3
Almeida 2009 [6]	počet	N	N	3412	3412	3331
	$Se / P^+ [\%]$	N/N	N/N	97/N	99/N	97/98
	$m \pm s [\text{ms}]$	N	N	7,5 \pm 11,2	6,1 \pm 12,3	7,9 \pm 21,7
Boichat 2009 [11]	počet	N	N	N	N	N
	$Se / P^+ [\%]$	99,94/91,54	99,94/91,54	100/96,87	100/96,92	99,97/98,66
	$m \pm s [\text{ms}]$	8,1 \pm 11,1	1,6 \pm 10,2	3,9 \pm 6,9	3,5 \pm 8,3	-0,5 \pm 16,2
Zifan 2005 [120]	počet	1821	1834	2710	2710	2246
	$Se / P^+ [\%]$	N/N	N/N	N/N	N/N	N/N
	$m \pm s [\text{ms}]$	7,2 \pm 17,8	2,4 \pm 15,0	-5,2 \pm 3,6	-2,1 \pm 11,2	6,7 \pm 33,5
kritéria $2s_{CSE}$		10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE} , N: neznámé údaje

Výsledky dosažené na databázi QT naznačují problémy algoritmů splnit stanovená kritéria a to zejména při detekci hranic vlny P a začátku komplexu QRS. Žádný z testovaných algoritmů nesplnil požadovaná kritéria u všech pěti bodů. Zatímco měkké kritérium bylo pro některé body splněno, tvrdé kritérium nesplnil žádný z algoritmů ani v jediném případě.

Výsledky testování známých metod rozměrování signálů EKG na standardní databázi CSE jsou uvedeny v Tab. 4.4.

Tab. 4.4: Přehled výsledků testování rozměrovacích algoritmů na databázi CSE.

metody	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
Martínez 2004 [68]	počet $m \pm s$ [ms]	25 $-4,9 \pm 5,4$	24 $-1,0 \pm 6,4$	32 $1,3 \pm 6,3$	27 $5,8 \pm 10,9$	26 $1,3 \pm 21,8$
Laguna 1994 [60]	počet $m \pm s$ [ms]	30 $1,0 \pm 7,9$	29 $-1,0 \pm 5,1$	30 $-2,1 \pm 7,4$	25 $-0,2 \pm 3,6$	26 $2,6 \pm 10,5$
Laguna 1994 [60]	počet $m \pm s$ [ms]	111 $-0,1 \pm 5,7$	111 $0,5 \pm 8,3$	121 $-3,6 \pm 4,2$	121 $0,1 \pm 7,7$	121 $9,7 \pm 16,5$
De Chazal 1996 [25]	počet $m \pm s$ [ms]	N N	N N	32 $0,9 \pm 3,6$	27 $-0,6 \pm 7,1$	N N
Sahambi 1997 [83]	počet $m \pm s$ [ms]	N $N \pm 4,0$	N $N \pm 6,0$	N $N \pm 2,0$	N $N \pm 4,0$	N $N \pm 20,0$
Chouhan 2008 [18]	počet $m \pm s$ [ms]	25 $3,2 \pm 9,2$	25 $9,4 \pm 27,6$	25 $-7,5 \pm 6,6$	25 $0,9 \pm 9,2$	25 $-18,5 \pm 14,4$
Alvarado 2005 [7]	počet $m \pm s$ [ms]	25 N	25 N	25 $-4,5 \pm 1,5$	25 $7,6 \pm 1,8$	25 $8,2 \pm 3,6$
kritéria $2s_{CSE}$	[ms]	10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE}

Na databázi CSE splnily měkké kritérium u všech bodů algoritmy Martínez [68], Sahambi [83] a Laguna [60]. První dva algoritmy jsou založeny na vlnkové transformaci a třetí na číslicové filtraci. Všechna tvrdá kritéria nesplnil žádný z algoritmů, ve čtyřech bodech pouze Sahambi [83].

Problémem při testování rozměrovacích algoritmů zůstává neexistence standardních databází s dostatečným počtem referenčních hodnot, což výrazně snižuje důvěryhodnost výsledků dosažených existujícími algoritmy.

5 STANDARDNÍ CSE DATABÁZE SIGNÁLŮ EKG

Projekt Common Standards for quantitative Electrocardiography (CSE) byl založen v roce 1978. Od roku 1980 začala tvorba referenční databáze za účelem vyhodnocování výkonnosti programů pro analýzu EKG. Na tomto projektu se podíleli vědci z 25 institucí. V roce 2007 již databázi CSE používalo více než 110 akademických a průmyslových výzkumných středisek. Informace o projektu CSE byly čerpány z [36], [97], [98], [113], [114], [115] a [116].

Standardní databáze CSE se skládá ze třech dílčích databází signálů EKG. První dvě dílčí databáze byly navrženy pro vývoj a testování rozměřovacích programů. První databáze obsahuje signály EKG, ve kterých byly vždy zaznamenávány současně pouze tři svody. Druhá dílčí databáze obsahuje záznamy, ve kterých bylo současně nahráváno všech 15 svodů (12 standardních a 3 Frankovy). Třetí dílčí databáze byla navržena pro hodnocení programů diagnostiky EKG a VKG. Tato databáze taktéž zahrnuje vícesvodové záznamy standardního EKG a VKG [36] a [97].

Třísvodová standardní databáze CSE obsahuje 250 originálních a 310 takzvaných umělých záznamů EKG. Tyto záznamy byly rovnoměrně rozděleny do dvou skupin: datová skupina 1 a 2. Vícesvodová databáze je tvořena 250 originálními a 250 umělými záznamy EKG, rozdělenými rovnoměrně do dvou skupin: datová skupina 3 a 4. Takzvané umělé záznamy EKG byly vytvořeny zřetěžením identických vybraných cyklů. Začátky a konce vlny P, komplexu QRS a vlny T vybraných cyklů byly analyzovány několika programy a skupinou kardiologů. Výsledky této analýzy byly zveřejněny pro datové skupiny 1 a 3 (trénovací skupiny), zatímco výsledky pro datové skupiny 2 a 4 (testovací skupiny) jsou určeny k nezávislému testování ve středisku zpracování dat CSE a nejsou zveřejněny [97], [114] a [115].

Analogové záznamy nejsou dostupné, ale je k dispozici grafická reprezentace dat prostřednictvím dvou CSE atlasů. Atlasy jsou k dispozici v papírové podobě.

Konkrétní počty záznamů v dílčích databázích jsou uvedeny v Tab. 5.1.

Tab. 5.1: Počty záznamů standardní databáze CSE [97].

	třísvodová databáze	vícesvodová databáze	diagnostická databáze
originální	DS1: 125 DS2: 125	DS3: 125 DS4: 125	DS5: 1220
umělé	DS1: 155 DS2: 155	DS3: 125 DS4: 125	

DS – datová skupina

Pro diagnostickou databázi (datová skupina 5) byly uvolněny pouze záznamy EKG (1220 signálů EKG), nikoliv klinicky ověřené diagnózy. Databáze je navržena pro testovací účely, nikoliv pro účely vývojové. Diagnózy jsou k dispozici středisku zpracování dat CSE pro vyhodnocení výsledků diagnostických programů [36] a [97].

Ze stručného popisu standardní databáze CSE vyplývá, že vhodnou dílčí databází pro testování detektoru QRS a algoritmu pro rozměřování EKG je vícesvodová databáze. V další části kapitoly se budeme věnovat výhradně této databázi [97], [113] a [116].

Délka jednotlivých záznamů je ve všech případech 10 sekund, pouze v některých případech je významných jen prvních 8 sekund. Poslední významný vzorek je zde opakován za účelem vyplnění posledních dvou sekund [97].

Datový formát databáze používá 16bitová slova (2 bajty po 8 bitech). Veškeré záznamy byly převedeny na mikrovoly. Původní kvantovací úroveň během A/D převodu byla menší, nebo rovna 5 μ V. Vzorkovací frekvence je 500 Hz [97].

Databáze obsahuje referenční hodnoty pěti významných bodů záznamů EKG. Jedná se o začátek vlny P, konec vlny P, začátek komplexu QRS, konec komplexu QRS a konec vlny T. Na základě výsledků 14 různých programů a 5 kardiologů byly stanoveny referenční mediánové hodnoty významných bodů. Kardiologové analyzovali pouze každý pátý záznam databáze a dodatečně také záznamy, ve kterých se programy navzájem výrazně lišily. Referenční hodnoty významných bodů jsou k dispozici pouze pro jeden vybraný cyklus každého záznamu. Anotováno je tedy celkem 125 záznamů, přičemž referenční hodnoty u signálů č. 67 a 70 byly nastaveny na nulu. Jedná se o záznamy s umělým pacemakerem a tyto signály byly vyřazeny z databáze jak při testování námi navrženého detektoru QRS, tak rozměřovacího algoritmu záznamů EKG. Zbývajících 123 záznamů obsahuje referenční pozice všech pěti významných bodů, kromě několika případů, kdy se nepodařilo některou z vln v signálu detekovat, případně nebyla v signálu přítomna vůbec [97], [113] a [116].

Členové výzkumné skupiny CSE dále v článku [98] stanovili konkrétní kritéria pro rozměření databáze CSE. Tato kritéria jsou uvedena v Tab. 5.2.

Tab. 5.2: Kritéria pro rozměření databáze CSE [98].

	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
kritéria $2s_{CSE}$ [ms]	10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

$2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi významných bodů signálu EKG

Výhodou vícesvodové databáze CSE je její výrazná diverzifikovanost [97]. Databáze obsahuje jak normální záznamy, tak záznamy patologické s celou škálou elektrokardiografických abnormalit. Konkrétní abnormality, které se v databázi vyskytují, jsou i s počty výskytů uvedeny v Tab. 5.3.

Tab. 5.3: Složení vícesvodové knihovny CSE (250 signálů EKG) [97].

Elektrokardiografické abnormality	Počet případů v datové skupině	
	3	4
Normal	33	33
Neúplný blok pravého raménka	5	6
Kompletní blok pravého raménka	9	9
Blokáda předního fasciklu	12	13
Kompletní blok levého raménka	7	7
Akutní infarkt myokardu	2	2
Přední infarkt myokardu	13	12
Zadní diafragmatický IM	12	13
Laterální nebo vysoký laterální IM	4	3
Apikální IM	2	2
IM + PIVV (QRS > 120 ms)	6	6
Hypertrofie levé komory	12	12
Hypertrofie pravé komory	3	3
Plicní emfyzém	3	3
Ischemické změny ST-T	3	3
Ventrikulární bigeminie	3	3
Ventrikulární trigeminie	0	1
Vícenásobná PKK	9	7
Vícenásobná PSK	6	5
Supraventrikulární tachykardie	3	1
Flutter síní	1	1
Fibrilace síní	9	9
AV blok I. stupně	3	4
AV blok II. stupně	1	1
AV blok III. stupně	1	0
Wolf-Parkinson-White syndrom	2	2
Pacemaker	2	2
Ostatní *	2	1

IM: infarkt myokardu, PIVV: porucha intraventrikulární vodivosti, PSK: předčasná síňová kontrakce, PKK: předčasná komorová kontrakce, * otočené pažní elektrody, dextrokardie, perikarditida

6 VLNKOVÉ TRANSFORMACE

Vlnková transformace je užitečným nástrojem analýzy signálů, které mohou být popsány jako neperiodické, zarušené, přerušované, přechodné atd. Schopnost vlnkové transformace prozkoumat signál současně v časové a frekvenční oblasti dala vzniknout celé řadě sofistikovaných metod zpracování a analýzy signálů. V dnešní době se využívá mimo jiné k analýze klimatu, analýze finančních indexů, monitorování srdeční činnosti, filtraci seismických signálů, filtraci astronomických obrazů, kompresi videa, kompresi medicínských dat a v celé řadě dalších oblastí [2].

Vlnková transformace využívá k transformaci funkcí, které se nazývají podle svého tvaru vlnky. Transformace je využívána k získání odlišné reprezentace signálu, ze které je snadnější získat požadované informace. Z matematického hlediska se jedná o korelaci vlnky s analyzovaným signálem [2].

Vlnkou může být manipulováno dvěma způsoby:

1. posunutím vlnky po časové ose signálu (translace),
2. roztažením, či stlačením vlnky (dilatace).

Pokud se příslušně posunutá a roztažená vlnka tvarově shoduje s daným úsekem signálu, hodnota transformovaného signálu je vysoká. Naopak pokud vlnka se signálem není příliš korelovaná, hodnota transformovaného signálu je nízká. Vzhledem ke zmíněným dvěma parametrům vlnky je výsledkem transformace dvojrozměrná funkce, jejíž grafická reprezentace se nazývá scalogram, nebo také vlnková mapa. Pokud je tato funkce spojitá jedná se o spojitou vlnkovou transformaci (CWT, z angl. continuous wavelet transform), v případě diskrétních parametrů o diskrétní vlnkovou transformaci (DWT, z angl. discrete wavelet transform).

6.1 SPOJITÁ VLNKOVÁ TRANSFORMACE

Vlnková transformace převádí vstupní funkci do formy, která zvýrazňuje určité rysy signálu, nebo umožňuje její stručnější popis. Vlnka $\psi(t)$ použitá k samotné transformaci musí být funkcí, jež splňuje určitá kritéria:

1. Vlnka musí mít konečnou energii:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty, \quad (6.1)$$

kde E značí energii a $\psi(t)$ danou vlnku.

2. Jestliže je $\hat{\psi}(f)$ Fourierovou transformací funkce $\psi(t)$:

$$\hat{\psi}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i(2\pi f)t} dt, \quad (6.2)$$

potom musí platit následující podmínka:

$$C_g = \int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty, \quad (6.3)$$

která naznačuje, že vlnka nemá spektrální čáru na nulové frekvenci. Jinak řečeno, vlnka má nulovou střední hodnotu. Rovnice bývá označována jako podmínka přípustnosti a C_g jako konstanta přípustnosti.

3. Doplnkovým kritériem pro komplexní vlnky je, že Fourierova transformace musí být reálná a nulová pro záporné frekvence.

Vlnky splňující podmínku přípustnosti jsou ve skutečnosti pásmovými filtry s konečnou šířkou propustného pásma. Frekvenční charakteristika filtru je charakterizována energetickým spektrem vlnky, které získáme kvadrátem modulu Fourierovy transformace vlnky.

Rodina vlnek $\psi_{a,b}(t)$ je definována dilatací a a translací b tzv. mateřské vlnky $\psi(t)$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (6.4)$$

přičemž oba parametry a, b jsou spojitě. Váhování příslušně roztažené vlnky faktorem $1/\sqrt{a}$ zajišťuje rovnost energie všech roztažených vlnek [92].

Mateřská vlnka je stlačená při $a < 1$ a roztažená při $a > 1$. Při stlačování vlnky dochází ke zvyšování časové rozlišitelnosti a snižování frekvenční rozlišitelnosti ve scalogramu. Naopak při přechodu k vyšším měřítkům a dochází ke zvyšování frekvenční rozlišitelnosti a snižování časové rozlišitelnosti ve scalogramu.

Spojité vlnkové transformace $CWT(a,b)$ spojitěho signálu $x(t)$ je definována jako korelace mezi $x(t)$ a příslušně roztaženou a posunutou vlnkou $\psi(t)$

$$CWT(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (6.5)$$

přičemž vytváří dvojrozměrný obraz v časově-měřítkové oblasti [92]. Prakticky je CWT často realizována konvolucí mezi signálem $x(t)$ a impulzní charakteristikou filtru, která je dána jednoduchou časovou reverzí příslušně roztažené vlnky $\psi(-t/a)/\sqrt{a}$.

Původní signál $x(t)$ je možné zcela přesně obnovit z funkce $CWT(a,b)$ s využitím inverzní vlnkové transformace

$$x(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^\infty CWT(a,b) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{dad b}{a^2}, \quad (6.6)$$

integrováním přes všechna měřítka a a pozice b . Pokud bychom integraci přes všechna měřítka omezili jen na určitý rozsah měřítek, můžeme tímto způsobem provádět základní filtraci signálu $x(t)$.

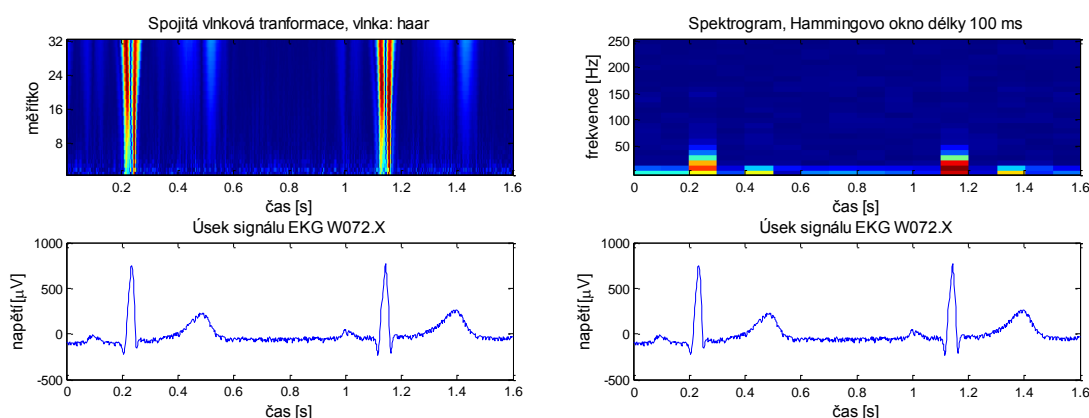
Pokusme se nyní srovnat historicky starší Fourierovu transformaci s vlnkovou transformací. Fourierova transformace poskytuje informace o frekvenčním obsahu

signálu, nicméně není schopna jakékoliv časové lokalizace. Tento nedostatek Fourierovy transformace je možné částečně eliminovat modifikací nazývanou krátkodobá Fourierova transformace (STFT, z angl. short-time Fourier transform). Spektrum je počítáno z úseků signálu, které byly získány omezením signálu okénkovou funkcí. Lze využít celou řadu oken, například Hammingovo, Hanningovo, Kaiserovo, nebo Gaussovo. Varianta s Gaussovým oknem se nazývá Gaborova transformace [2].

Při využití časově konstantní délky okna má STFT konstantní časově-frekvenční rozlišení napříč časem i frekvencemi, což může být pro analýzu signálu nevýhodné. Při volbě dlouhého okna roste frekvenční rozlišení a klesá časové, zatímco při volbě krátkého okna naopak. Tato skutečnost, která se uplatňuje i při dilataci vlnky, vychází z Heisenbergova principu neurčitosti.

Velkou výhodou vlnkové transformace oproti STFT je proměnné časově-frekvenční rozlišení napříč frekvencemi. Směrem k vyšším frekvencím se zvyšuje časové rozlišení, což je výhodné pro lokalizaci detailů v původním signálu. Směrem k nižším frekvencím roste frekvenční rozlišení, což je důležité vzhledem k obvykle vysoké koncentraci výrazných frekvenčních složek signálů na těchto kmitočtech.

Srovnání transformací CWT a STFT je znázorněno na obrázku Obr. 6.4.



Obr. 6.4: Rozklad signálu EKG s využitím CWT (vlevo) a STFT (vpravo).

V obrázku jsou patrné nevhodné vlastnosti transformace STFT pro analýzu signálů EKG, kdy již při délce okna 100 ms (50 vzorků, $f_{vz} = 500$ Hz) ztrácíme požadované časové rozlišení, přičemž stále nemáme dostatečné frekvenční rozlišení pro analýzu nízkých frekvencí (pouhý jeden vzorek na každých 10 Hz). Oproti tomu transformace CWT umožňuje zřetelně rozeznat a časově lokalizovat jednotlivé vlny signálu EKG.

6.2 DISKRÉTNÍ VLNKOVÁ TRANSFORMACE

Za diskrétní vlnkovou transformaci spojitého signálu $x(t)$ je brána transformace s diskrétními hodnotami dilatace a a translace b . Přírozeným způsobem vzorkování těchto parametrů je logaritmická diskretizace dilatace a a na ní navázaný krok translace b . Tento způsob diskretizace vlnky lze vyjádřit formou

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right), \quad (6.7)$$

kde m a n jsou celá čísla řídící dilataci a translaci, a_0 je pevný krok dilatace nabývajících hodnot větších než 1 a b_0 je parametr pozice větší než 0.

Vlnkovou transformaci spojitého signálu $x(t)$ využívající diskretních vlněk lze potom zapsat jako

$$DWT_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt, \quad (6.8)$$

kde $DWT_{m,n}$ jsou diskretní hodnoty vlnkové transformace známé jako vlnkové koeficienty.

Obvyklou volbou diskretních parametrů a_0 a b_0 jsou hodnoty 2 a 1, které vedou na logaritmickou stupnici dilatace i translace, známou jako dyadická stupnice.

Inverzní diskretní vlnková transformace je definována jako

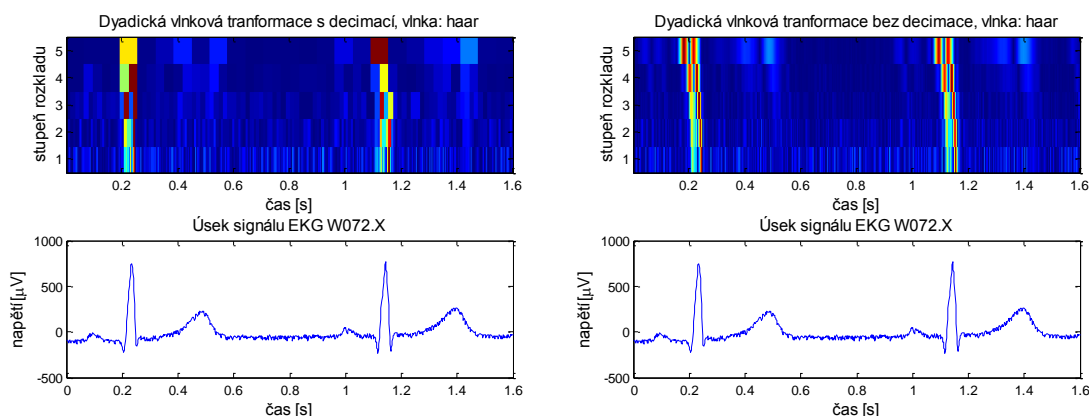
$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} DWT_{m,n} \psi_{m,n}(t), \quad (6.9)$$

tedy suma přes všechna celá čísla m a n .

Dyadická forma vlnková transformace s diskretním časem (DyDTWT) je často realizována pomocí kaskády stejných dvojic kvadraturních zrcadlových filtrů typu horní a dolní propust. Tento přístup bývá označován jako rychlá vlnková transformace. Výstupem filtru typu horní propust jsou tzv. koeficienty detailu, zatímco výstupem filtru dolní propust jsou koeficienty aproximace. Výstupy obou filtrů jsou dále podvzorkovány s faktorem 2. Do dalšího stupně rozkladu vstupují pouze koeficienty aproximace, které jsou opět filtrovány oběma filtry. Proces rekonstrukce signálu je opačný k procesu rozkladu, přičemž decimace založená na výběru každého druhého vzorku je nyní nahrazena interpolací pomocí vkládání nul mezi vzorky.

Pro účely některých aplikací je nestejný počet koeficientů v různých měřících vlnkové transformace nežádoucí. Například při rozměřování signálů EKG autoři hledají podobnosti napříč dyadickými měřítky a tudíž je vhodné zachovat časovou invarianci a rozlišitelnost všech měřítek. Dyadická forma DTWT s touto vlastností se také nazývá redundantní, s invariantní translací, či bez decimace. Jak napovídá poslední název, úprava spočívá v jednoduchém vynechání decimace na výstupech filtrů.

Srovnání dyadické formy DTWT s decimací a bez decimace je zobrazeno na Obr. 6.5. Přestože varianta s decimací umožňuje úplnou rekonstrukci původního signálu a tedy obsahuje kompletní informaci, je z hlediska analýzy signálu hůře čitelná. Její využití je vhodnější pro kompresní algoritmy, než pro algoritmy filtrace a analýzy EKG. Varianta bez decimace je z informačního hlediska značně redundantní, což ale z hlediska analýzy není překážkou. Informace je zejména na vyšších stupních rozkladu jednoznačně lépe čitelná.



Obr. 6.5: Rozklad signálu EKG s využitím DyDTWT s decimací (vlevo) a DyDTWT bez decimace (vpravo).

Nabízí se také srovnání transformací CWT a redundantní dyadické DTWT. Přestože je dyadická škála měřítek výhodná z hlediska zachování celé informace původního signálu, nemusí být optimální pro podrobnou analýzu signálů. Lze předpokládat, že z hlediska informační výtěžnosti je vhodnější volit použitá měřítka na základě frekvenčních komponent daného typu signálu. Optimální stupnice měřítek by tedy měla být obecně odlišná pro signály EKG a například signály EEG, neboť rozložení energie ve spektru je u těchto signálů odlišné. Na základě této představy se zdá vhodnější využití transformace CWT, neboť nám umožňuje vytvořit stupnici měřítek, která mohou nabývat libovolných kladných reálných hodnot. Mezi hodnotami sousedních měřítek přitom nemusí být žádná zjevná závislost, ať už lineární, logaritmická, či jiná.

Autoři v [2] se snaží jednoznačně vymezit rozdíl mezi pojmy DWT a diskrétní aproximace CWT. Spojitá vlnková transformace je pro praktické účely počítána diskrétní aproximací transformačního integrálu. Inverzní spojitá vlnková transformace je také počítána diskrétní aproximací. Rozlišení této aproximace ovlivňuje míru shody rekonstruovaného signálu s původním. Na druhé straně u diskrétní vlnkové transformace zůstává transformační integrál spojitý, ale je definován pouze na diskrétních pozicích měřítek a a pozic b . Při inverzní transformaci můžeme koeficienty DWT sečíst a zcela přesně obnovit původní signál.

6.3 PROBLÉM KONEČNÉ DÉLKY SIGNÁLŮ

Signály, které analyzujeme a zpracováváme pomocí vlnkové transformace, mají vždy konečnou délku. Právě konečná délka signálů způsobuje na okrajích transformovaného signálu jeho zkreslení. Tento problém je znám z filtrace signálů, kdy se na začátku a konci výstupního signálu filtru objevuje zkreslení nazývané přechodový jev. Jeho doba trvání odpovídá polovině délky impulzní charakteristiky použitého filtru. Literatura [93] popisuje hned několik možností, jak zmiňované zkreslení zmírnit:

1. Prodloužení signálu nulami (zero-padding) – nejjednodušší varianta, která často způsobuje vznik skokových změn na okrajích signálu.

2. Prodloužení signálu periodizací (wraparound) – dává dobré výsledky, pokud je původní signál periodický, či blízký periodickému. Může vyvolat skokové změny na okrajích signálů.
3. Prodloužení signálu reflexí (symmetric extension) – vyvolává skokové změny v první derivaci. Vhodná varianta pro zpracování obrazů.

Existují samozřejmě další přístupy k omezení vlivu přechodových jevů. Prodloužení nulami je možné nahradit konstantními hodnotami okrajových bodů, což je stejně jednoduché a navíc přesnější řešení. Další možností je prodloužení s hladkou první derivací, či extrapolace polynomiální funkcí.

6.4 VÝBĚR VHODNÉ VLNKY

Výběr vhodné vlnky závisí především na dvou parametrech:

1. Charakteru zkoumaného signálu – seismické signály, astronomické obrazy, finanční indexy a mnoho dalších.
2. Charakteru prováděné úlohy – filtrace, analýza, komprese a další.

Na základě těchto parametrů lze sice výběr efektivně zúžit, nicméně volba konkrétní vlnky je do značné míry subjektivní záležitostí každého autora. Například dva odlišné algoritmy řešící stejnou úlohu mohou dosáhnout optimálních výsledků na základě využití odlišných mateřských vlnek. Optimální mateřská vlnka pro danou úlohu z čistě objektivního hlediska neexistuje, neboť je závislá na celé řadě dalších parametrů. Na základě charakteru signálu a úlohy je možné stanovit typ vhodné vlnky a specifikovat její vlastnosti.

Vzhledem k zaměření této dizertační práce se zaměříme na vlnky vhodné k analýze signálů EKG, čímž jsme stanovili charakter signálu i úlohy. Autoři v [85] testovali tři různé vlnky (Daubechies, splajn a Morlet) pro rozpoznávání a popis izolovaných srdečních cyklů. Výsledkem je doporučení vlnek Daubechiesové a splajn, zatímco komplexní Morletova vlnka vykazovala nižší účinnost. Autoři v [83] využili pro rozměrování signálů EKG první derivaci Gaussovy funkce, zatímco funkce kvadratický splajn byla využita autory v [64]. V článku [86] autoři pro stejnou úlohu využívají biortogonálních vlnek a zároveň popisují vlastnosti vlnek vhodných pro tento typ úlohy. Na základě jejich doporučení a vlnek využitými ostatními autory lze základní požadavky shrnout takto:

1. Reálné vlnky jsou vhodnější, nežli vlnky komplexní.
2. Symetrické a antisymetrické vlnky jsou vhodné pro detekci hran, extrémů a singularit.
3. Hladké vlnky s minimálním počtem oscilací zjednodušují použitá pravidla v navrhovaných algoritmech.

Vlnky vyhovující těmto pravidlům lze označit za vhodné pro rozměrování EKG.

7 CÍLE DIZERTAČNÍ PRÁCE

V předcházejících kapitolách byl představen stručný úvod do elektrokardiografie, podrobněji byly rozebrány hlavní principy a metody detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG, dále byla představena standardní CSE databáze signálů EKG sloužící k testování zmíněných metod a úvod do vlnkové transformace zaměřený na analýzu signálů EKG.

Ze srovnání přístupů detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG vyplývá, že významnou pozici v současnosti zaujímají zejména přístupy založené na vlnkové transformaci. Kapitola o vlnkové transformaci dále naznačuje možné výhody spojené vlnkové transformace, specifických měřítek a parametry vhodné mateřské vlnky.

Vzhledem k velkému počtu článků zabývajících se problematikou detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG v posledních několika letech je zřejmé, že tato problematika je stále aktuální. Teoretický rozbor naznačuje možnost vylepšení stávajících přístupů, případně vzniku nových.

Konkrétní cíle dizertační práce jsou stanoveny následovně:

1. Návrh a realizace algoritmů pro detekci komplexu QRS a rozměření signálu EKG založených na vlnkových transformacích.
2. Úprava algoritmů pro použití na vícesvodových záznamech s obecně různým počtem svodů.
3. Otestování navržených algoritmů na kompletní standardní databázi CSE a porovnání dosažených výsledků s výsledky jiných autorů.
4. Nalezení takových parametrů a rozhodovacích pravidel rozměrovacího algoritmu, aby byla splněna kritéria pro rozměření databáze CSE a to jak na standardních, tak na ortogonálních svodech.
5. Ověření robustnosti navržených algoritmů na signálech databáze CSE pozměněných vlivem komprese a filtrace.
6. Prozkoumání možnosti využití rozměrovacího algoritmu jako nástroje přispívajícího ke stanovení míry diagnostického zkreslení signálů vlivem komprese a filtrace.

Dosažení cílů dizertační práce jsou věnovány následující kapitoly.

8 DETEKCE KOMPLEXŮ QRS

Z přehledu používaných metod detekce komplexů QRS a jejich vzájemného srovnání vycházejí nejlépe algoritmy založené na vlnkových transformacích. Tyto algoritmy se vyznačují svojí principiální jednoduchostí, nízkými výpočetními nároky a vysokou spolehlivostí detekce. V této kapitole představíme inovativní přístup k detekci QRS, který vychází z vlnkové transformace. Detektor byl poprvé samostatně představen v [110] a v rozšířené verzi potom v [106]. Principu navrženého detektoru je využíváno v algoritmech rozměřování signálů EKG, které jsme postupně představili v [105], [109], [103], [108] a [104]. V jednotlivých částech kapitoly jsou postupně rozebrány použité metody, zobrazeny ukázky detekce, představeny dosažené výsledky a jejich srovnání s výsledky jiných autorů. Kapitola je zakončena závěrečným zhodnocením.

8.1 PRINCIP DETEKCE

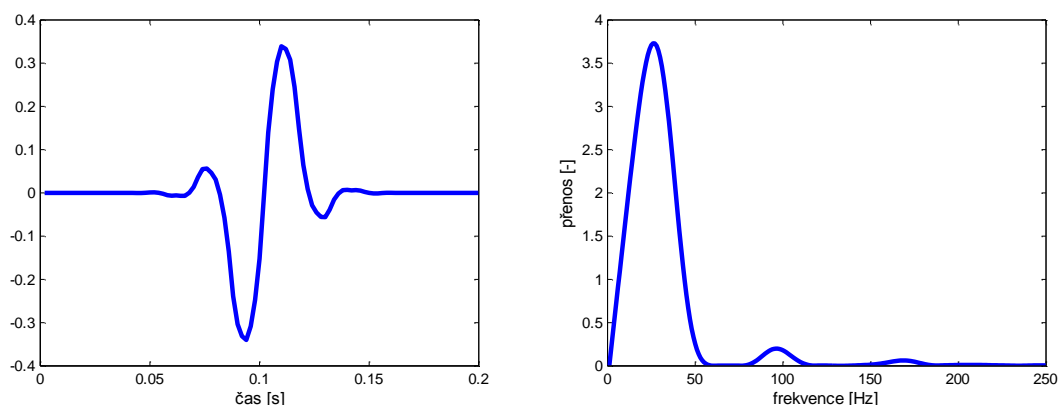
Přístup, který jsme představili v [110] a [106], je založen na numerické realizaci spojitě vlnkové transformace (CWT). Zatímco dyadická forma vlnkové transformace s diskrétním časem (DyDTWT) se omezuje na měřítka, která jsou mocninami dvou (použito např. v [64], [68] a [83]), CWT může být vypočtena pro jakékoliv měřítko. Přístup založený na CWT se tedy nabízí jako alternativní nástroj k detekci komplexů QRS v signálech EKG. Volbou vhodných měřitek lze omezit vlivy rušení, kolísání signálu způsobeného dýcháním a pohyby pacienta během pořizování záznamu (drift), nebo síťového brumu.

Nejčastěji používanými mateřskými vlnkami pro detekci komplexů QRS jsou funkce kvadratický splajn (použito v [64] a [68]) a první derivace Gaussovy funkce (použito v [83]). Kromě těchto funkcí jsme testovali řadu dalších mateřských vlnek, zejména z rodiny biortogonálních a nejlepších výsledků bylo dosaženo s vlnkou *bior1.5*.

Další rozdíl oproti jiným přístupům spočívá ve volbě měřítka. Zatímco autoři v [64], [68] a [83] založili svůj přístup na hledání podobností napříč měřítky dyadické DTWT, tento přístup je založen na nalezení a použití jednoho vhodného měřítka. Nejlepších výsledků bylo dosaženo s měřítkem 15, na signálech vzorkovaných s frekvencí $f_{vz} = 500$ Hz. Pokud je signál EKG vzorkován s jinou f_{vz} , je možné vhodné měřítko přepočítat dle vzorce

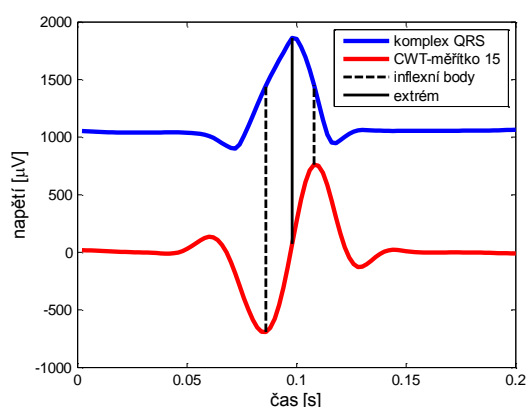
$$a_{vh} = 15 \frac{f_{vz}}{500}. \quad (8.1)$$

Vlnka *bior1.5* a její modulová frekvenční charakteristika v měřítku 15 jsou zobrazeny na Obr. 8.1. Z modulové frekvenční charakteristiky vlnky je patrné, proč může být právě měřítko 15 vhodnou volbou. Transformace potlačuje stejnosměrnou složku, rušení na velmi nízkých kmitočtech (drift) a síťový brum na kmitočtu 50 Hz (příp. 60 Hz). Zároveň dochází ke zvýraznění komplexů QRS, jejichž významná část energie leží v pásmu 10 až 25 Hz.



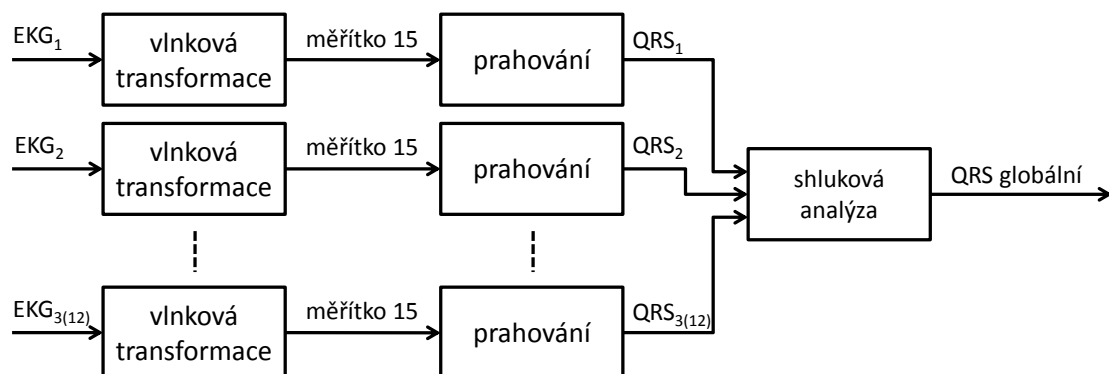
Obr. 8.1: Vlnka *bior1.5* (vlevo) a její modulová frekvenční charakteristika (vpravo) v měřítku 15 ($f_{vz} = 500$ Hz).

Tvar vlnky *bior1.5* napovídá, že se jedná o vlnku s lichou symetrií, která transformuje extrémy původního signálu na průchody nulovou hladinou a inflexní body transformuje na extrémy. Transformací je tedy signál tvarově změněn obdobně jako při derivaci, což je znázorněno na Obr. 8.2.



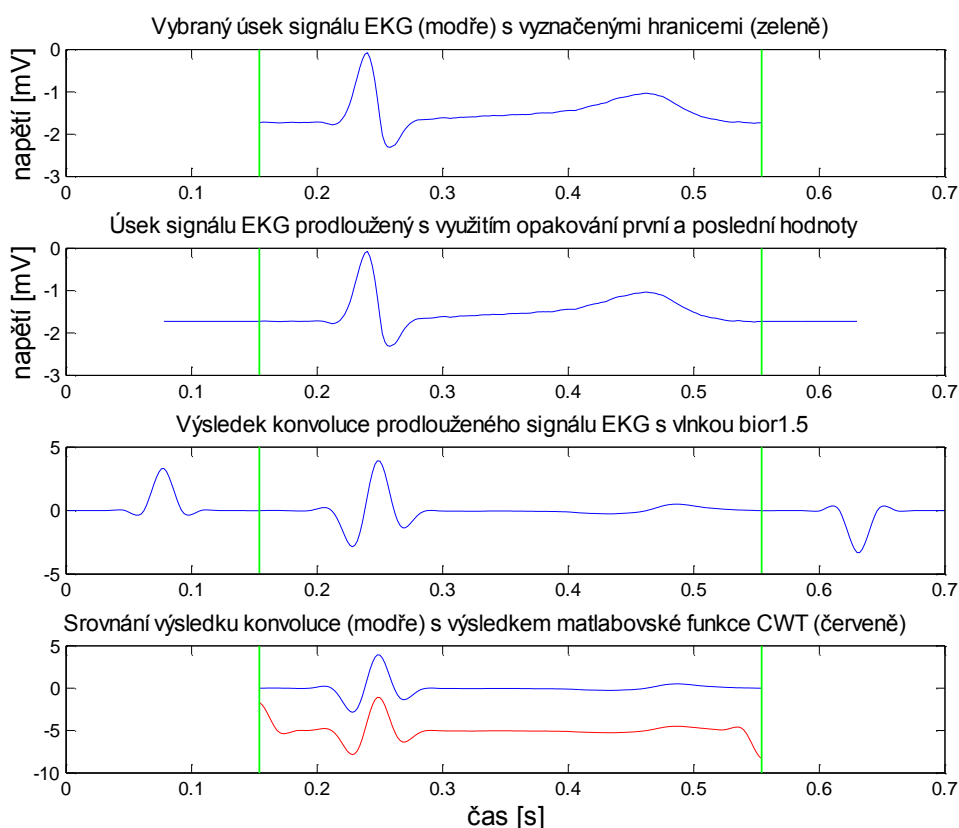
Obr. 8.2: Transformace úseku signálu EKG pomocí CWT v měřítku 15.

Princip navržené metody detekce komplexů QRS je znázorněn na Obr. 8.3. Metoda se skládá ze tří hlavních částí: transformace vstupního signálu do vhodného měřítka, prahování transformovaného signálu a aplikování shlukové analýzy.



Obr. 8.3: Blokové schéma navržené metody detekce komplexů QRS.

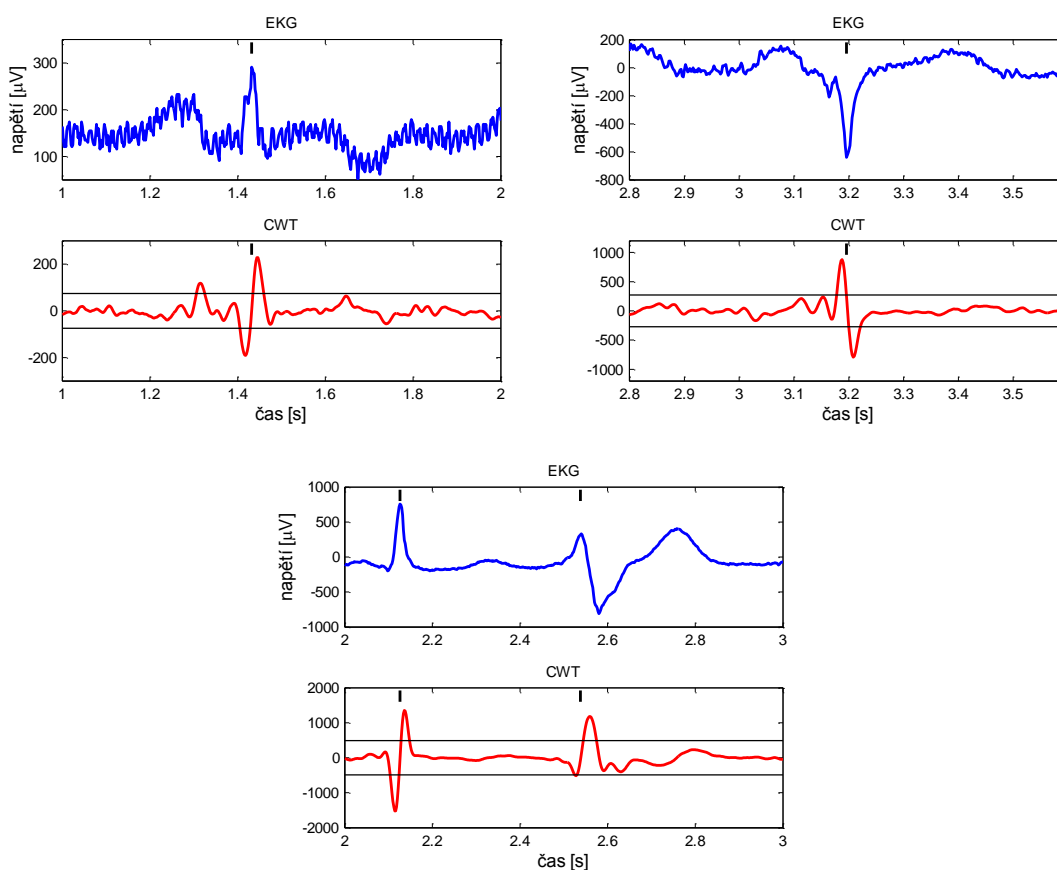
Prvním krokem realizovaného algoritmu je transformace vstupního signálu EKG do měřítka 15 ($f_{vz} = 500$ Hz). Spojitá vlnková transformace je v prostředí Matlab realizována funkcí *cwt*, která je schopná transformovat vstupní signál do libovolné škály kladných reálných měřítek. Použití této integrované funkce však není optimálním řešením, neboť na začátku a konci transformovaného signálu dochází k jeho zkreslení vlivem přechodových jevů. Námi realizovaná transformace je založena na přímé konvoluci signálu EKG s příslušně roztaženou reverzní vlnkou *bior1.5*. Pro omezení vlivu přechodových jevů je vstupní signál před konvolucí na začátku a konci prodloužen. Prodloužení signálu je realizováno opakováním první (prodloužení na začátku) a poslední hodnoty vstupního signálu (prodloužení na konci). Délka prodloužení je dána polovinou délky vlnky *bior1.5* v měřítku 15. Výsledkem konvoluce prodlouženého signálu a časově reverzní vlnky je signál v měřítku 15. Přechodové jevy se uplatňují zejména v prodloužených částech signálu, které jsou následně spolu se zpožděním odstraněny. Jednotlivé kroky popsaného způsobu transformace jsou znázorněny na Obr. 8.4. Na obrázku je taktéž k dispozici srovnání výsledku dosaženého konvolucí s výsledkem matlabovské funkce *cwt*. Ze srovnání je patrné výrazné omezení vlivu přechodových jevů v případě konvolučního přístupu transformace. Další výhodou tohoto přístupu je výrazné zrychlení samotné transformace, která je v případě konvolučního přístupu několikanásobně rychlejší, než při použití funkce *cwt*.



Obr. 8.4: Transformace signálu EKG s využitím konvoluce a její srovnání s transformací pomocí matlabovské funkce *cwt*.

V prvním kroku samotné detekce hledá algoritmus v transformovaném signálu dvojice blízkých extrémů opačného znaménka, jejichž absolutní hodnoty jsou větší, nežli práh ξ_{QRS} . Pokud je taková dvojice extrémů nalezena a jsou-li tyto extrémy vzdáleny méně než 120 ms, pak polohy těchto extrémů odpovídají nástupné a sestupné hraně některé z vln komplexu QRS. Poloha vlny je následně určena pozicí průchodu nulovou hladinou mezi oběma extrémy. Tímto způsobem může dojít k detekci jedné i více vln komplexu QRS. Jelikož detektor označuje pozici komplexu jako celku, je nutné vybrat jedinou pozici reprezentující komplex QRS. Za tímto účelem jsou z detekovaných pozic odstraněny ty, kterým předchází jiná pozice v intervalu kratším nežli 120 ms. Pozicí komplexu QRS je tedy pozice první detekované vlny v rámci komplexu.

Princip navrženého detektoru QRS, který byl popsán výše, je pro lepší představu znázorněn na Obr. 8.5.



Obr. 8.5: Princip navrženého detektoru komplexů QRS.

Horní části obrázků zobrazují původní signály EKG, zatímco dolní části obrázků zobrazují signály po transformaci, včetně vypočtených prahů znázorněných vodorovnými čarami. Detekované pozice komplexů QRS jsou vyznačeny krátkými svislými čarami nad signály.

Hodnota prahu ξ_{QRS} je dána rovnicí

$$\xi_{QRS} = 1,6 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (8.2)$$

a odpovídá tedy 1,6násobku směrodatné odchylky počítané ze všech hodnot analyzovaného úseku transformovaného signálu. Hodnota 1,6 byla stanovena jako vhodný násobek směrodatné odchylky na základě automatické analýzy kompletní databáze signálů EKG. Takto nastavený práh ξ_{QRS} vykazoval nejvyšší spolehlivost detekce komplexů QRS. Odvozování prahové hodnoty od směrodatné odchylky je robustnějším přístupem, nežli práh odvozený od hodnoty maxima, či rozdílu maxima a minima, který může být snadno ovlivněn rušením, nebo extrasystolami. Práh je pevný a jeho hodnota je stejná pro celý úsek analyzovaného signálu.

Přestože námi navržený detektor je možné využít k nezávislé detekci komplexů QRS v jednotlivých svodech signálu EKG, spolehlivost jeho detekce výrazně vzroste, pokud začneme kombinovat polohy komplexů napříč jednotlivými svody. Výsledkem takového kombinování jsou globální pozice komplexů QRS, které jsou společné pro všechny svody.

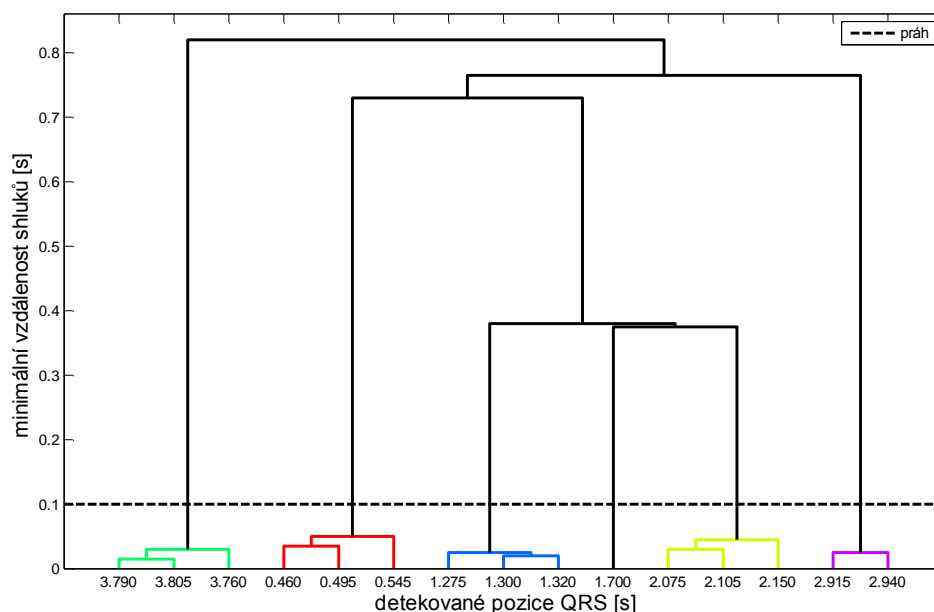
Ke kombinování lokálních (jednosvodových) pozic komplexů QRS, za účelem získání pozic globálních (vícesvodových), jsme využili metody založené na shlukové analýze. Při návrhu a popisu této metody jsme čerpali z [20], [44] a [80].

Pojmem shluková analýza se označuje celá řada algoritmů a metod pro seskupování podobných objektů do shluků. Podobnost mezi objekty jednoho shluku by měla být co největší, zatímco podobnost mezi objekty patřících do různých shluků co nejmenší. Námi použitá metoda shlukové analýzy patří mezi takzvané hierarchické aglomerativní (sdružovací) metody, které vycházejí z jednotlivých objektů a jejich postupným seskupováním vytvářejí hierarchickou stromovou strukturu končící jediným shlukem obsahujícím všechny objekty. Samotné shlukování objektů do větších shluků je založeno na měření podobností, nebo vzdáleností mezi jednotlivými objekty.

Vstupem použité metody jsou pozice všech detekovaných komplexů QRS v jednotlivých svodech signálu EKG. V prvním kroku algoritmu je vypočtena matice euklidovských vzdáleností mezi všemi možnými dvojicemi pozic komplexů QRS. Dále je vytvořena hierarchická stromová struktura, přičemž pro samotné shlukování je použita metoda nejbližšího souseda. Parametrem shlukování této metody je nejmenší vzdálenost mezi dvěma objekty různých shluků. V dalším kroku algoritmu je ze stromové struktury vybrán ten soubor shluků, který vyhovuje stanovenému kritériu. V našem případě byla kritériem minimální vzdálenost sousedních shluků 100 ms.

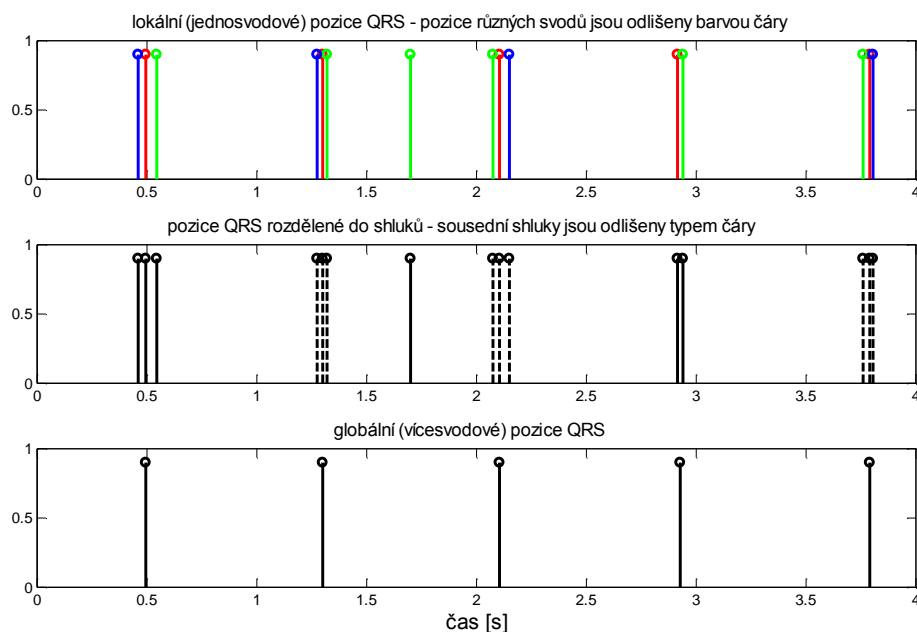
Ukázka stromu hierarchického shlukování (dendrogram) je zobrazena na Obr. 8.6. Z dendrogramu je zřejmé, že původních 15 pozic komplexů QRS bylo roztrženo do šesti shluků vyhovujících stanovenému prahu. Získané shluky lokálních pozic komplexů QRS reprezentují kandidáty na pozice globální. Ze souboru shluků jsou dále

vyloučeny ty shluky, které obsahují méně objektů, nežli je polovina počtu svodů analyzovaného signálu EKG. Tyto shluky jsou považovány za falešné detekce. Ze zbývajících shluků jsou stanoveny globální pozice na základě mediánu pozic uvnitř každého shluku.



Obr. 8.6: Strom hierarchického shlukování (dendrogram).

Postup stanovení globálních pozic z lokálních je znázorněn na Obr. 8.7. Horní část obrázku znázorňuje lokální pozice získané ze třech ortogonálních svodů, prostřední část výsledek shlukování a dolní část výsledné globální pozice komplexů QRS.

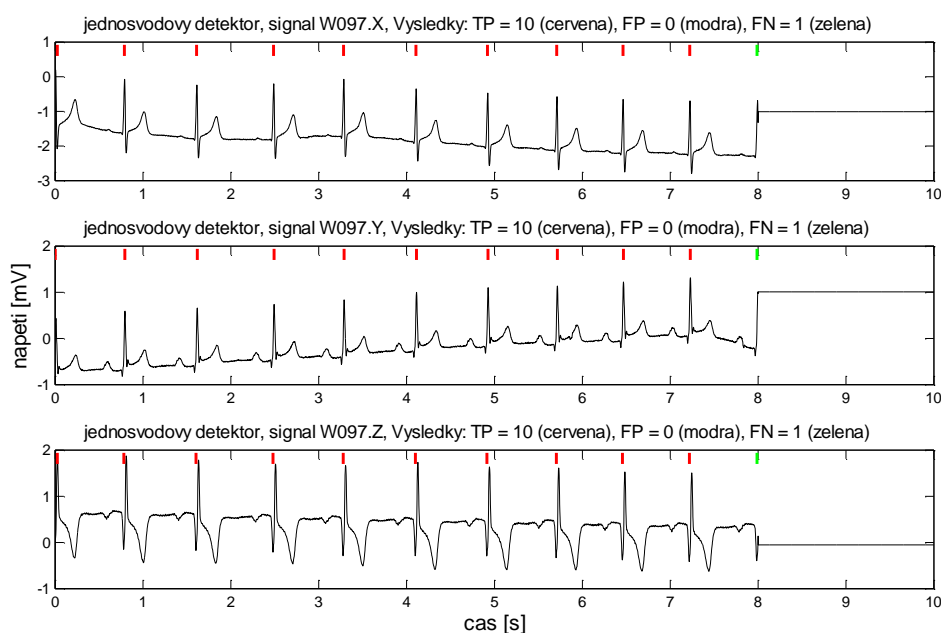


Obr. 8.7: Postup stanovení globálních pozic komplexů QRS.

8.2 UKÁZKY DETEKCE

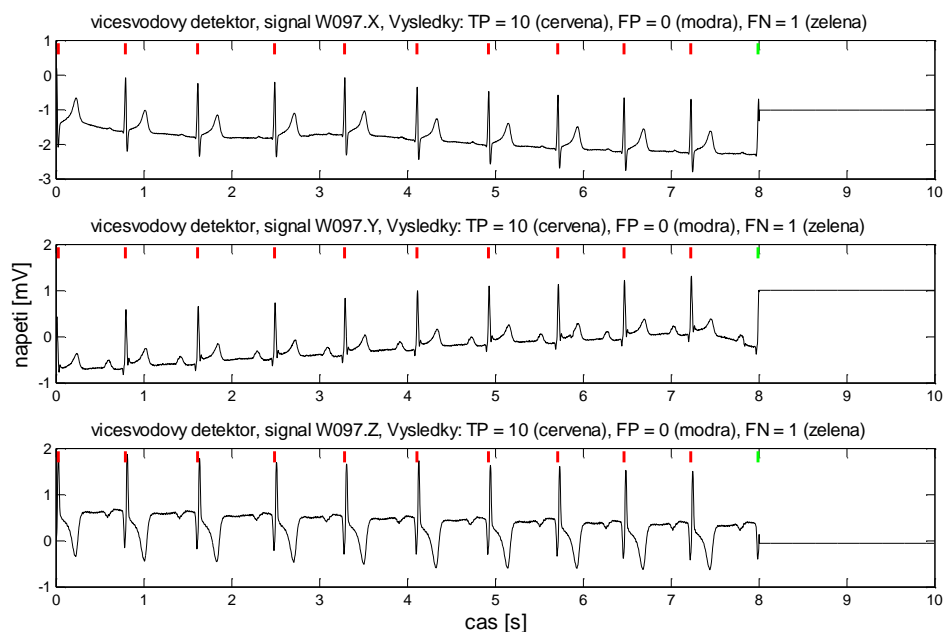
V této kapitole jsou představeny ukázky detekce komplexů QRS na třech signálech z datové skupiny 3 standardní databáze CSE. Jedná se o signály číslo 97, 111 a 117. Tyto signály byly vybrány záměrně, neboť reprezentují většinu chybných detekcí v rámci databáze CSE. Každému signálu přísluší vždy čtyři obrázky, na kterých jsou postupně zobrazeny výsledky lokálního detektoru na ortogonálních svodech X, Y a Z, výsledky globálního detektoru na ortogonálních svodech X, Y a Z, výsledky lokálního detektoru na Einthovenových svodech I, II a III a výsledky globálního detektoru na Einthovenových svodech I, II a III. Výsledky globálních detektorů jsou zpětně promítnuty do jednotlivých svodů, ale zůstávají pro všechny svody stejné. Poznamenejme ještě, že globální výsledky zobrazené na Einthovenových svodech jsou získány shlukovou analýzou všech standardních svodů.

První ukázka na Obr. 8.8 znázorňuje výsledek lokálního detektoru na ortogonálních svodech signálu W097. Ve všech svodech došlo k falešně negativní detekci stejného komplexu QRS. Z obrázku je však patrné, že záznam komplexu je v polovině přerušen. Zaznamenaná část komplexu nebyla dostatečná k jeho správné detekci.



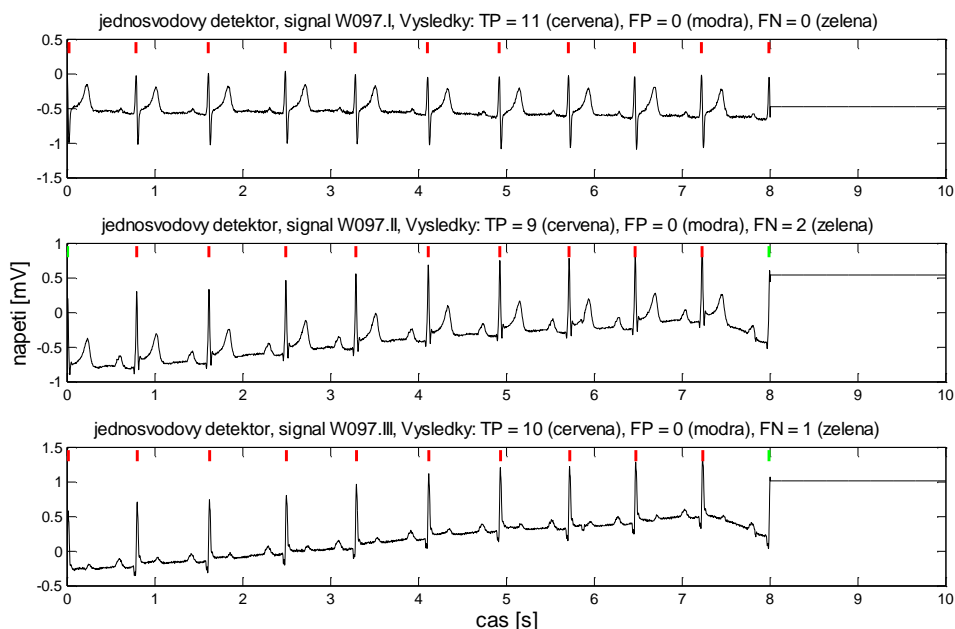
Obr. 8.8: Detekce komplexů QRS v signálu W097, lokální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 8.9 je znázorněna detekce globálního detektoru na ortogonálních svodech signálu W097. V tomto případě použití shlukové analýzy nevedlo k vylepšení výsledků detekce, neboť problematický komplex QRS nebyl zachycen v žádném ze svodů.



Obr. 8.9: Detekce komplexů QRS v signálu W097, globální, svody X, Y a Z.

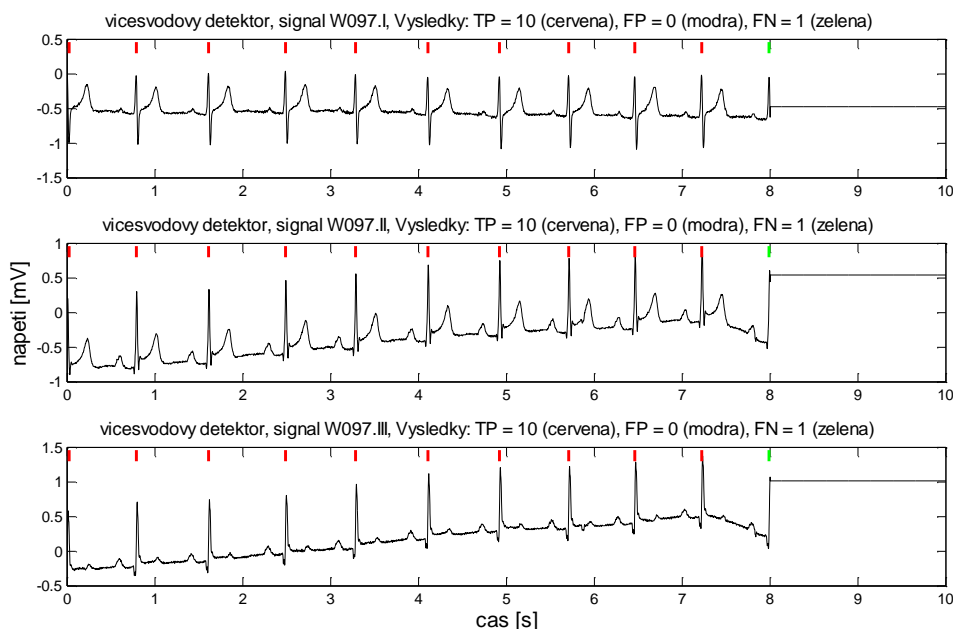
Ukázka na Obr. 8.10 znázorňuje výsledek lokální detekce na Einthovenových svodech signálu W097. Zatímco ve svodu I se podařilo detekovat i problematický poslední komplex, tak ve svodu II naopak selhala detekce prvního komplexu. K tomuto jevu dochází při lokálních detekcích poměrně často, konkrétně v případech kdy je z prvního komplexu v záznamu obsažena méně než polovina.



Obr. 8.10: Detekce komplexů QRS v signálu W097, lokální, svody I, II a III.

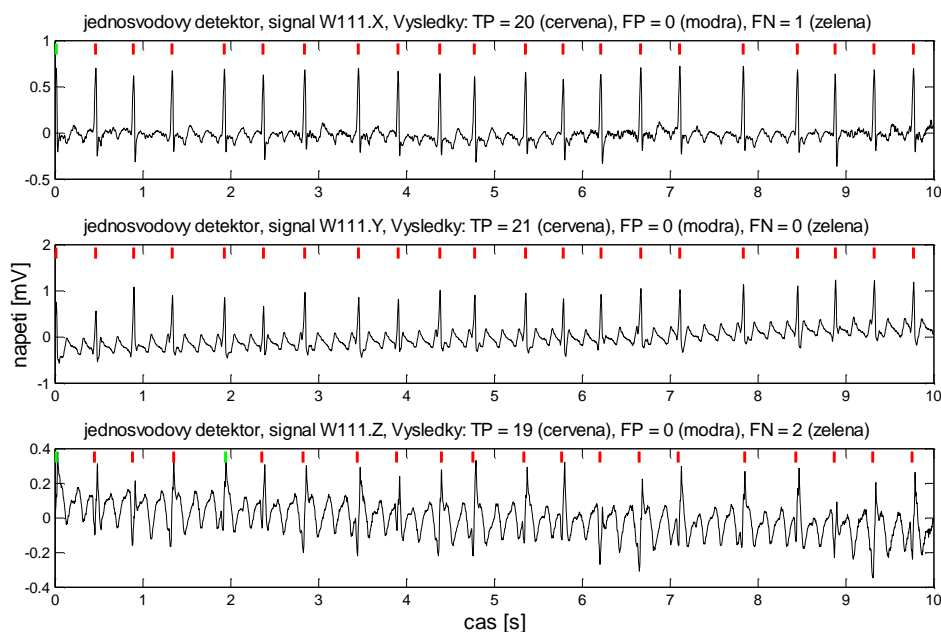
Na Obr. 8.11 je znázorněn výsledek detekce globálního detektoru na Einthovenových svodech signálu W097. V tomto případě použití shlukové analýzy vedlo ke korekci

falešně negativní detekce prvního komplexu ve svodu II. Tento komplex byl tedy detekován správně nejméně v polovině standardních svodů. Problém detekce posledního komplexu zůstal. Tento komplex byl tedy správně detekován v méně než polovině standardních svodů. Jedná se o jedinou falešně negativní detekci globálního detektoru na standardních svodech celé databáze CSE.



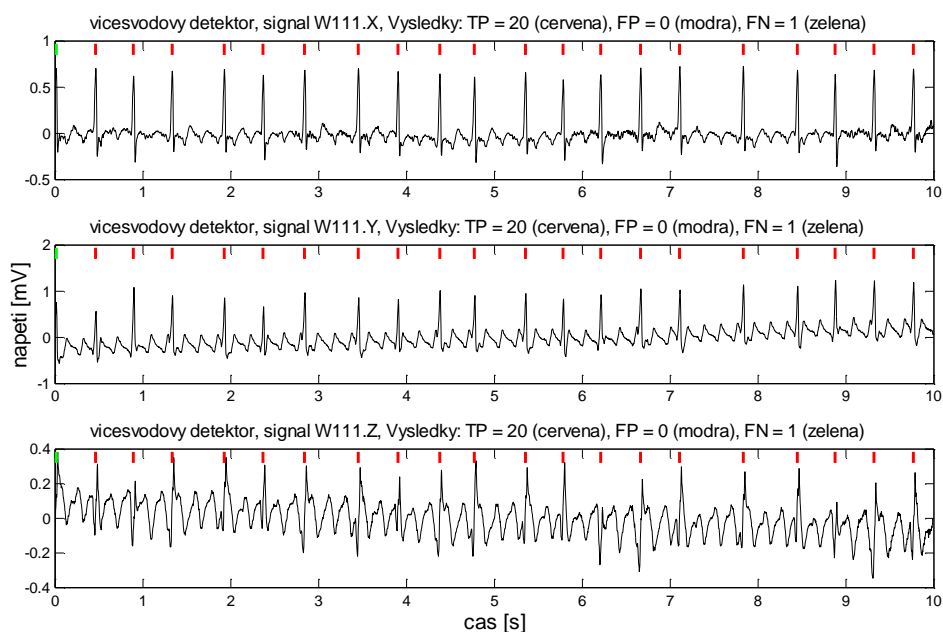
Obr. 8.11: Detekce komplexů QRS v signálu W097, globální, svody I, II a III.

Na Obr. 8.12 je znázorněn výsledek detekce lokálního detektoru na ortogonálních svodech signálu W111. Opět se projevuje problém s detekováním prvního komplexu.



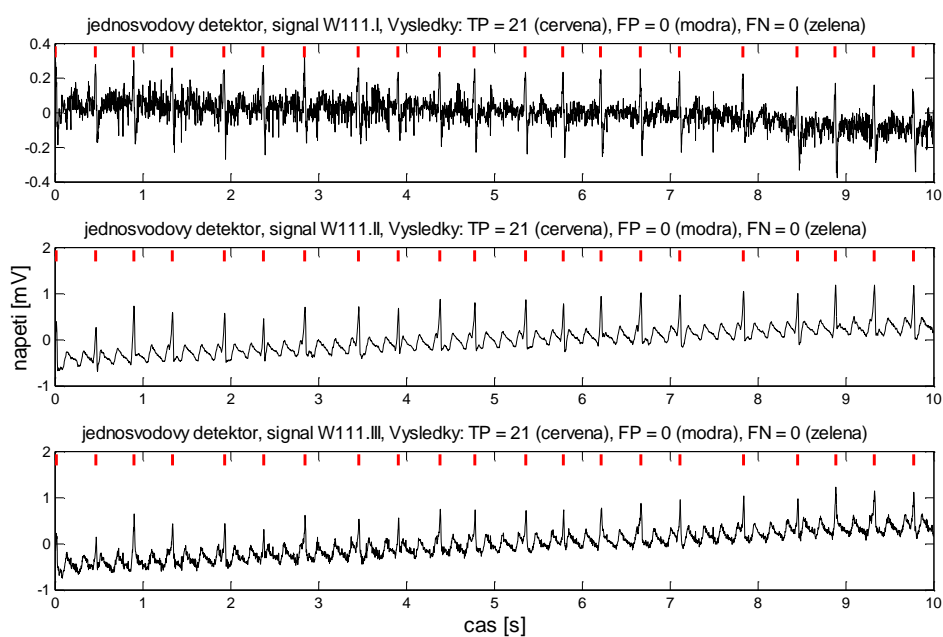
Obr. 8.12: Detekce komplexů QRS v signálu W111, lokální, svody X, Y a Z.

Ukázka na Obr. 8.13 reprezentuje výsledek globální detekce na ortogonálních svodech signálu W111. Detektor selhal v případě detekce prvního komplexu, který opět není zaznamenán celý.



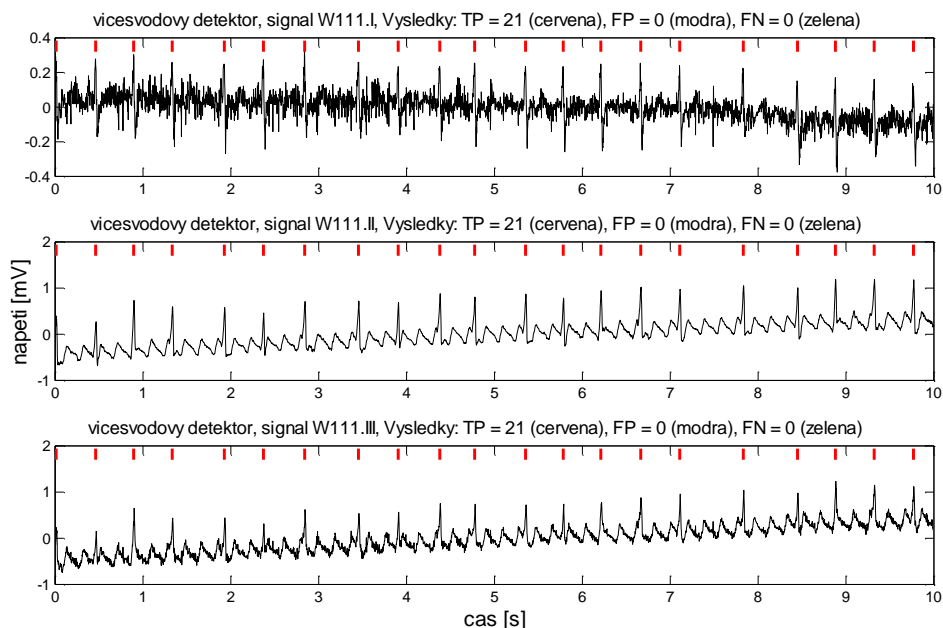
Obr. 8.13: Detekce komplexů QRS v signálu W111, globální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 8.14 je znázorněn výsledek detekce lokálního detektoru na Einthovenových svodech signálu W111. V tomto případě je výsledek detekce bezchybný i ve svodu I, který obsahuje značné rušení.



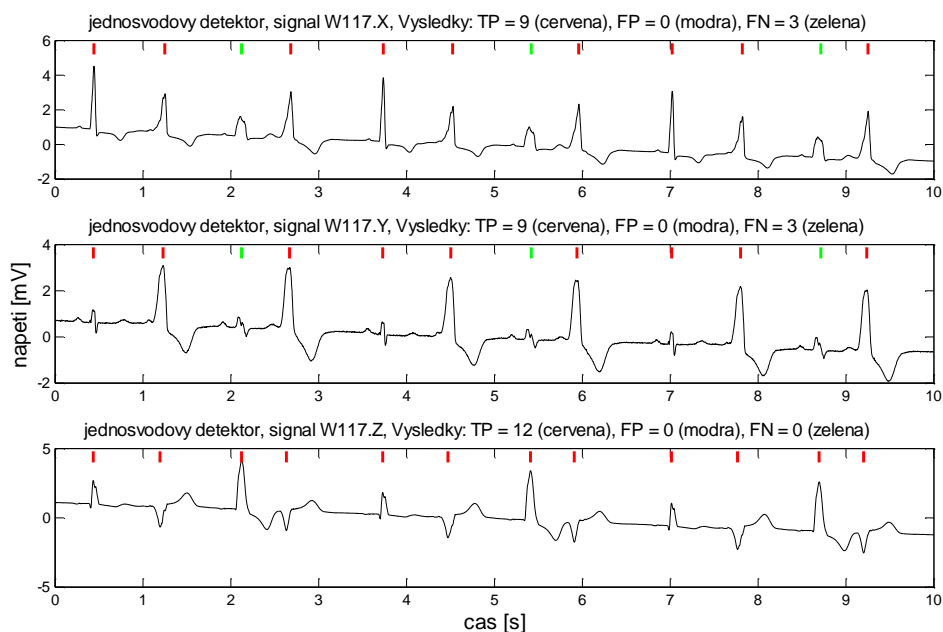
Obr. 8.14: Detekce komplexů QRS v signálu W111, lokální, svody I, II a III.

Výsledek globálního detektoru na Einthovenových svodech signálu W111 je znázorněn na Obr. 8.15. Globální detektor spolehlivě detekoval všechny komplexy signálu.



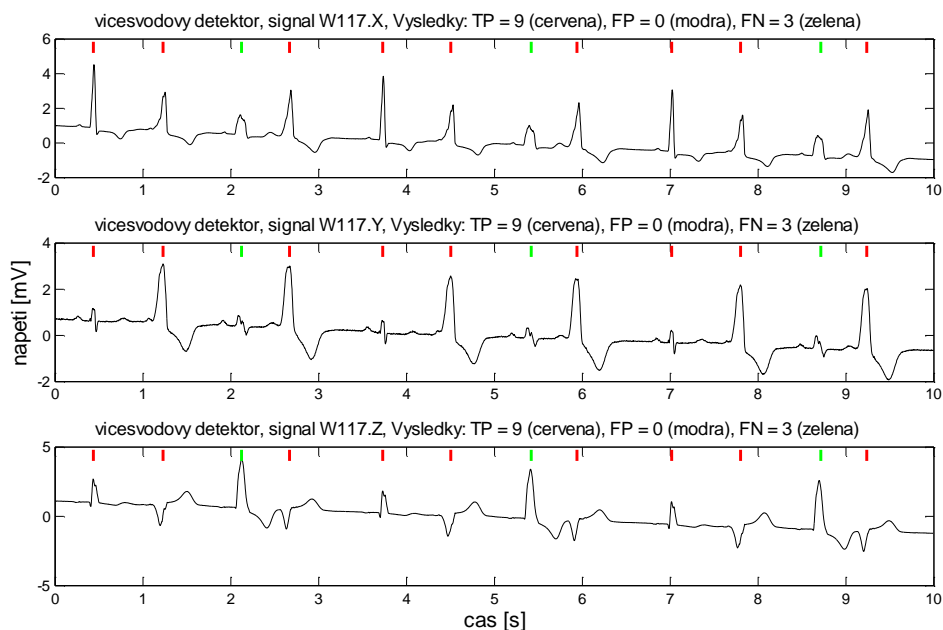
Obr. 8.15: Detekce komplexů QRS v signálu W111, globální, svody I, II a III.

Na Obr. 8.16 je znázorněn výsledek detekce lokálního detektoru na ortogonálních svodech signálu W117. Z obrázku je patrné mnohonásobné selhání detektoru. Signál obsahuje několik různých typů morfologie komplexu QRS s výraznými změnami velikostí, s čímž se jednosvodový detektor nedokázal vypořádat.



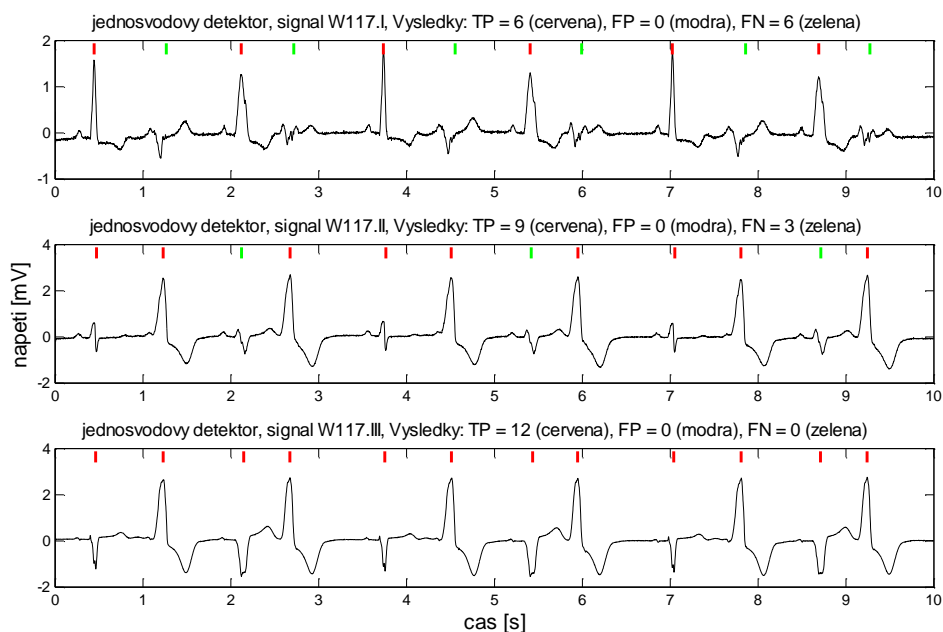
Obr. 8.16: Detekce komplexů QRS v signálu W117, lokální, svody X, Y a Z.

Další ukázka na Obr. 8.17 zobrazuje výsledek globálního detektoru na ortogonálních svodech signálu W117. Shluková analýza zde nepřinesla zlepšení, neboť problematické komplexy QRS byly správně detekovány pouze ve svodu Z.



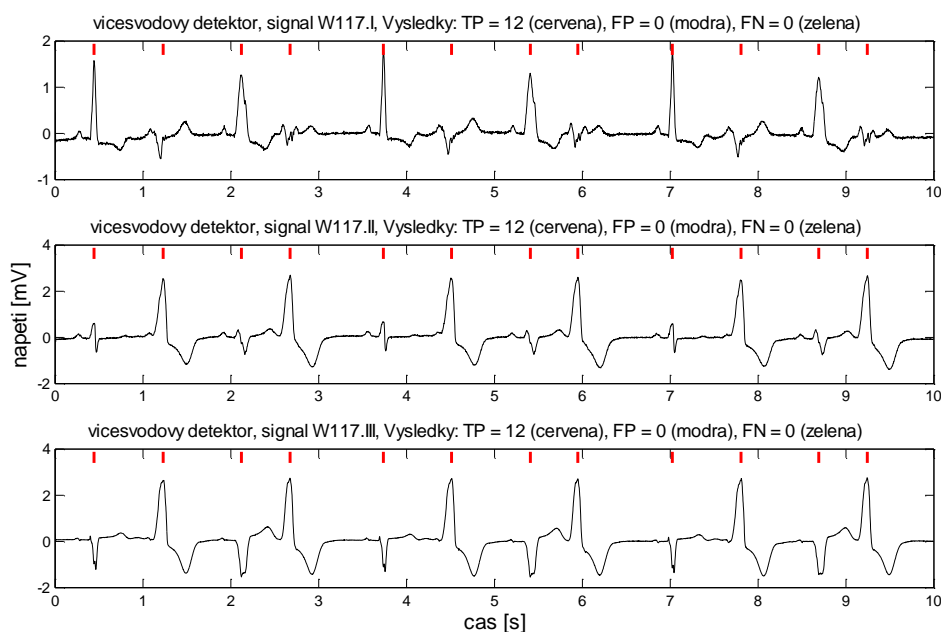
Obr. 8.17: Detekce komplexů QRS v signálu W117, globální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 8.18 je znázorněn výsledek lokálního detektoru na Einthovenových svodech signálu W117. Stejně jako v případě svodů ortogonálních došlo k několikanásobnému selhání detektoru způsobeného výraznými morfologickými změnami komplexů QRS.



Obr. 8.18: Detekce komplexů QRS v signálu W117, lokální, svody I, II a III.

Poslední ukázka na Obr. 8.19 znázorňuje výsledek globálního detektoru na Einthovenových svodech signálu W117. V tomto případě aplikace shlukové analýzy vedla k bezchybné detekci všech komplexů daného signálu.



Obr. 8.19: Detekce komplexů QRS v signálu W117, globální, svody I, II a III.

Představené ukázky jednosvodových i vicesvodových detekcí komplexů QRS na třech vybraných signálech demonstrují přednosti i nedostatky navržené metody detekce. Ukázka na signálu W097 ukázala problémy s detekcí neúplných komplexů zejména na začátku a konci záznamu. Detekci neúplných komplexů lze jen těžko považovat za nedostatek detektoru, zejména uvažíme-li malou informační hodnotu okrajových částí záznamu. Přesto zde tento problém uvádíme, neboť falešně negativní detekce okrajových komplexů mají vliv na spolehlivost detektoru a snižují hodnotu dosažené senzitivity.

Ukázka na signálu W111 demonstruje odolnost detektoru proti případnému rušení, které je velmi výrazné zejména ve svodu I. Detektor v daném svodu neselhal ani jednou. Na stejném signálu je dále patrná schopnost detektoru zachytit komplexy, které začínají jen několik milisekund po začátku záznamu. Tato schopnost detektoru je dána použitým typem transformace vstupního signálu, který výrazně omezuje vliv přechodových jevů a tím umožňuje detekci krajních komplexů.

Poslední ukázka na signálu W117 znázorňuje schopnost detektoru vypořádat se s nejobtížnějším signálem databáze CSE. Jednosvodový detektor zde často chybí, neboť není schopen se vypořádat s výraznými změnami morfologie komplexu QRS. Na druhou stranu se ukázalo, že i v takto komplikovaném signálu je možné s pomocí shlukové analýzy dosáhnout bezchybné detekce všech komplexů v signálu.

8.3 VÝSLEDKY TESTOVÁNÍ

Představený detektor QRS byl otestován na datové skupině 3 vícesvodové standardní databáze CSE, která je určena pro vývoj rozměrovacích algoritmů. Skupina obsahuje celkem 125 záznamů EKG délky deset sekund vzorkovaných s frekvencí $f_{vz} = 500$ Hz. Většina záznamů byla snímána současně v 15 svodech (12 standardních a 3 Frankovy), jen některé pouze v 12 standardních svodech. Nevýhodou této databáze je, že referenční hodnoty významných bodů jsou k dispozici pouze pro jediný cyklus v každém záznamu. Pro účely rozsáhlejšího testování navrženého detektoru jsme proto ručně stanovili globální pozice všech komplexů QRS v celé datové skupině 3 databáze CSE.

Navržený detektor QRS byl otestován odděleně na standardních a ortogonálních svodech. V praxi také nelze očekávat, že signál EKG bude snímán současně dvěma různými svodovými systémy. Otestována byla jak lokální (jednosvodová) verze detektoru, tak verze globální (vícesvodová). Dosažené výsledky jsou přehledně zobrazeny v Tab. 8.1.

Tab. 8.1: Výsledky testování navrženého detektoru QRS na standardní databázi CSE.

detektor	<i>TP</i> [-]	<i>FN</i> [-]	<i>FP</i> [-]	<i>Se</i> [%]	<i>P</i> ⁺ [%]
lokální verze, ortogonální svody	4079	22	25	99,46	99,39
lokální verze, standardní svody	17551	125	114	99,29	99,35
globální verze, ortogonální svody	1362	5	1	99,63	99,93
globální verze, standardní svody	1472	1	0	99,93	100

TP (true positive): počet pravdivě pozitivních detekcí, *FN* (false negative): počet falešně negativních detekcí, *FP* (false positive): počet falešně pozitivních detekcí, *Se* (sensitivity): senzitivita, *P*⁺ (positive predictivity): pozitivní prediktivita

Pro srovnání dosažených výsledků byla zvolena metoda publikovaná v [15], která byla jako jediná z nám známých metod otestována na kompletní datové skupině 3 standardní databáze CSE (na její kompletní 12svodové části). Výsledky dosažené touto metodou jsou zobrazeny v Tab. 8.2.

Tab. 8.2: Výsledky testování detektoru QRS autorů Chouhan & Mehta na standardních svodech databáze CSE [15].

detektor	<i>TP</i> [-]	<i>FN</i> [-]	<i>FP</i> [-]	<i>Se</i> [%]	<i>P</i> ⁺ [%]
Chouhan & Mehta 2008 [15]	17729	259	148	98,56	99,18

Z přímého srovnání dosažených hodnot senzitivity Se a pozitivní prediktivity P^+ vychází jednoznačně lépe námi navržený vlnkový detektor, který dosáhl senzitivity $Se = 99,29 \%$, zatímco detektor Chouhan & Mehta jen $Se = 98,56 \%$. Dosažené hodnoty pozitivní prediktivity jsou vyrovnanější, přičemž vlnkový detektor dosáhl hodnoty $P^+ = 99,35 \%$ a detektor Chouhan & Mehta o něco nižší hodnoty $P^+ = 99,18 \%$. Těmto výsledkům odpovídají i počty falešně negativních a falešně pozitivních detekcí uvedené v tabulkách. Zejména počet falešně negativních detekcí je v případě detektoru autorů Chouhan & Mehta více než dvojnásobný oproti našemu detektoru. Počet falešně pozitivních detekcí je u detektoru Chouhan & Mehta také znatelně vyšší.

Kromě výkonnosti detekce, posuzované podle dosažených hodnot senzitivity a pozitivní prediktivity, lze algoritmus hodnotit ještě z pohledu jeho časové výkonnosti. Přestože tento aspekt ustupuje v době výkonných počítačů stále více do pozadí, zůstává důležitým v případech online monitorování, nebo při analýze velkého množství dat. Časově efektivnější algoritmus je také jednodušší dále vyvíjet a zlepšovat, vzhledem k možnosti využití automatického ladění parametrů na kompletních databázích signálů. Srovnání časové výkonnosti navrženého detektoru realizovaného pomocí matlabovské funkce *cwt* a pomocí konvoluce je uvedeno v Tab. 8.3.

Tab. 8.3: Srovnání časové výkonnosti dvou různých realizací navrženého detektoru QRS testovaných na standardní databázi CSE.

svody	funkce <i>cwt</i> [s]	konvoluce [s]	<i>cwt</i> / konvoluce
ortogonální	4,63	0,88	5,26
standardní	16,94	3,19	5,31

Processor: Intel® Core™2 Quad Q8200 2,33GHz, RAM: 8 GB, SYSTÉM: Windows 7 Professional 64bit

Z hodnot v tabulce vyplývá, že realizace navrženého detektoru formou konvoluce signálu s příslušně roztaženou reverzní vlnkou je více než 5x rychlejší, než realizace s využitím matlabovské funkce *cwt*. Z konkrétních hodnot v tabulce dále vyplývá, že algoritmus využívající konvoluce zpracuje celou databázi za přibližně 4 sekundy, zatímco algoritmus využívající funkce *cwt* potřebuje přibližně 22 sekund.

8.4 ZÁVĚR

V této kapitole byl představen inovativní přístup k detekci komplexů QRS. Metoda je založena na numerické realizaci spojitě vlnkové transformace, vhodné volbě mateřské vlnky a použitého měřítka, prahování s pevným prahem a shlukové analýze. Samotná vlnková transformace byla realizována konvolucí signálu EKG s příslušně roztaženou reverzní mateřskou vlnkou. Upravený konvoluční přístup přinesl výrazné zlepšení úspěšnosti detekce v okrajových částech záznamů, čehož bylo dosaženo omezením vlivu přechodových jevů. Tento přístup také přináší významné zrychlení procesu transformace oproti standardní matlabovské funkci *cwt*.

Navržený detektor byl otestován na kompletní datové skupině 3 standardní databáze CSE. Jednosvodová varianta detektoru dosáhla spolehlivosti detekce výrazně přes 99 %. Vícesvodový detektor využívající metody shlukové analýzy se svojí účinností dokonce blíží ke 100 %. Navržený přístup detekce si vedl dobře i ve srovnání s konkurenčním algoritmem, který dosahuje horších výsledků zejména u senzitivity detekce.

V literatuře jsou často popisovány jednosvodové detektory dosahující úspěšnosti detekce 99,8 % a více. Těchto hodnot je dosaženo testováním detektorů na databázích velmi dlouhých záznamů, ve kterých se vyskytují časově dlouhé úseky bez výraznějších změn morfologie signálu. Tento způsob testování je samozřejmě korektní, ale výsledná dosažená spolehlivost detekce nevypovídá o skutečné schopnosti detektoru vypořádat se se změnami morfologie signálu. Oproti tomu databáze CSE obsahuje širokou škálu morfologií záznamů, které jsou velmi krátké. Velmi vysoké úspěšnosti detekce je možné dosáhnout i na této databázi, přičemž jednou z cest může být právě představený vícesvodový detektor využívající shlukové analýzy.

Navržený přístup detekce QRS je vhodným základem pro komplexnější algoritmy automatického rozměřování EKG.

9 ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG

Z přehledu významných metod rozměřování signálů EKG a jejich vzájemného srovnání vycházejí nejlépe algoritmy založené na vlnkové transformaci. Ze třech algoritmů, kterým se podařilo splnit kritéria databáze CSE, jsou dva založeny právě na vlnkové transformaci. Výhodou těchto algoritmů je jejich principiální jednoduchost, nízká výpočetní náročnost a vysoká přesnost detekce. V této kapitole představíme inovativní přístup k rozměřování signálů EKG využívající zmiňovaných výhod vlnkových transformací. Jednotlivé verze navržené metody byly postupně představeny na konferenci BIOSIGNAL 2008 [105], EEICT 2008 [109], WORLD CONGRESS 2009 [103] a BIOSIGNAL 2010 [104]. V jednotlivých částech kapitoly budou postupně popsány základní principy použité v jednotlivých verzích algoritmu, zobrazeny ukázky rozměření ortogonálních i standardních svodů databáze CSE, představeny výsledky dosažené při testování algoritmu a jejich srovnání s výsledky jiných autorů. Kapitulu uzavírá závěrečné zhodnocení algoritmu.

9.1 PRINCIP ROZMĚŘENÍ

Metoda využívá numerickou realizaci spojitě vlnkové transformace (CWT). Hlavní výhodou této formy vlnkové transformace, oproti dyadické formě vlnkové transformace s diskrétním časem (DyDTWT), je možnost výpočtu a následného využití libovolného reálného kladného měřítka vlnkové transformace. Zatímco autoři v [64], [68] a [83] využili pro rozměřování signálů EKG dyadickou formu DTWT, která se omezuje na měřítka mocnin dvou, náš algoritmus vychází z myšlenky přizpůsobení použitých měřítka spektru signálu EKG a jeho komponent. Již ve volbě typu vlnkové transformace je tedy mezi těmito dvěma přístupy značný rozdíl. Hledání podobností napříč měřítky dyadické DTWT jsme nahradili přímou detekcí v jediném měřítku vhodném pro danou vlnu, či komplex. Další značnou výhodou možnosti volby měřítka vlnkové transformace je možnost omezení nežádoucích vlivů, jako je kolísání izolinie signálu, síťový brum a další. Nezanedbatelnou výhodou může být také vyšší rychlost algoritmu, neboť není třeba detekovat stejnou událost v několika různých měřících a jednodušší realizace.

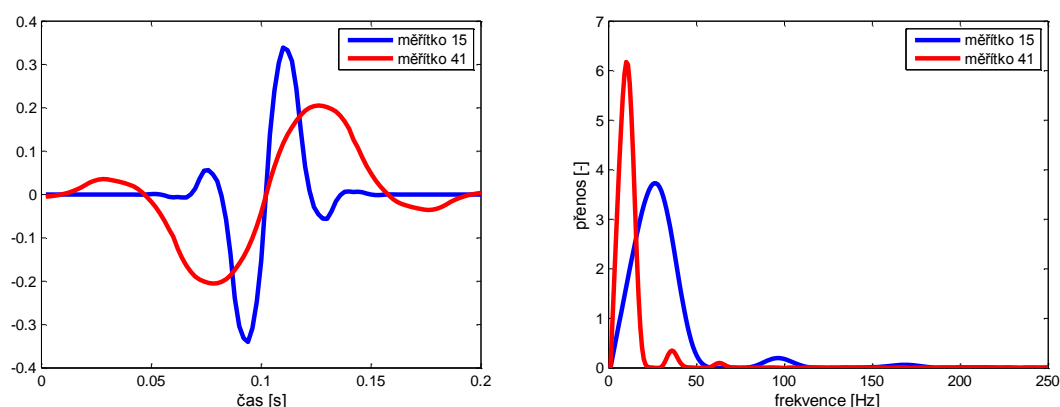
Výběr vhodných měřítka numerické CWT je pevně spojen s výběrem vhodné mateřské vlnky. Vzhledem k faktu, že dvě různé mateřské vlnky mají při použití stejného měřítka obecně odlišné frekvenční charakteristiky, je nutné dvojici parametrů měřítko-vlnka vždy ladit společně. Zatímco autoři v [64] a [68] použili funkci kvadratický splajn a autoři v [83] první derivaci Gaussovy funkce, nám se podařilo dosáhnout nejlepších výsledků s vhodnou biortogonální vlnkou *bior1.5* a vhodnými měřítky 15 a 41. Hledáním vhodné vlnky pro rozměřovací algoritmy jsme se zabývali ve studii publikované v [108]. Pojmy vhodná vlnka a vhodné měřítko jsou omezeny na použitý rozměřovací algoritmus a signály databáze CSE vzorkované s frekvencí $f_{vz} = 500$ Hz. Bez otestování na více databázích je nelze považovat za vhodné v obecném slova smyslu. V případě rozměřování signálů o jiné vzorkovací frekvenci je nutné vhodná

měřítka přepočítat, přičemž zjevně platí lineární závislost vhodného měřítka na použité vzorkovací frekvenci dle vzorce

$$a_{vh} = a_{vh500} \frac{f_{vz}}{500}, \quad (9.1)$$

kde a_{opt500} jsou vhodná měřítka pro signály vzorkované s frekvencí $f_{vz} = 500$ Hz, f_{vz} je vzorkovací frekvence rozměřovaných signálů a a_{vh} jsou přepočtená vhodná měřítka.

Vlnka *bior1.5* a její modulová frekvenční charakteristika v měřících 15 a 41 jsou zobrazeny na Obr. 9.1.

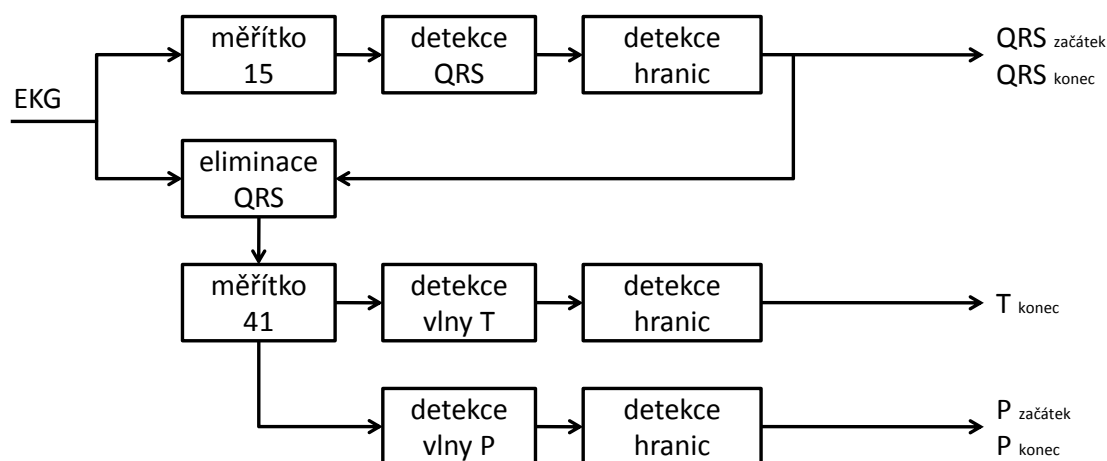


Obr. 9.1: Vlnka *bior1.5* (vlevo) a její modulová frekvenční charakteristika (vpravo) v měřících 15 a 41 ($f_{vz} = 500$ Hz).

Z tvaru vlnky je zřejmé, že splňuje základní požadavky pro rozměrování signálů EKG stanovené v kapitole 6.4. Vlnka je reálná, antisymetrická a hladká. Měřítka 15 a 41 jsou použita k detekci a rozměření komplexů QRS, zatímco měřítka 15 a 41 jsou využita pro detekci a rozměření vln P a T. Tvary modulových frekvenčních charakteristik napovídají, proč právě měřítka 15 a 41 mohou být vhodnou volbou. Potlačují stejnosměrné složky, drift i případný brum a přenášejí frekvence odpovídající příslušné vlně, nebo komplexu. Jelikož vlna P i vlna T mají přibližně stejný rozsah kmitočtů do 15 Hz [92], je výhodné pro jejich detekci a rozměření použít stejného měřítka.

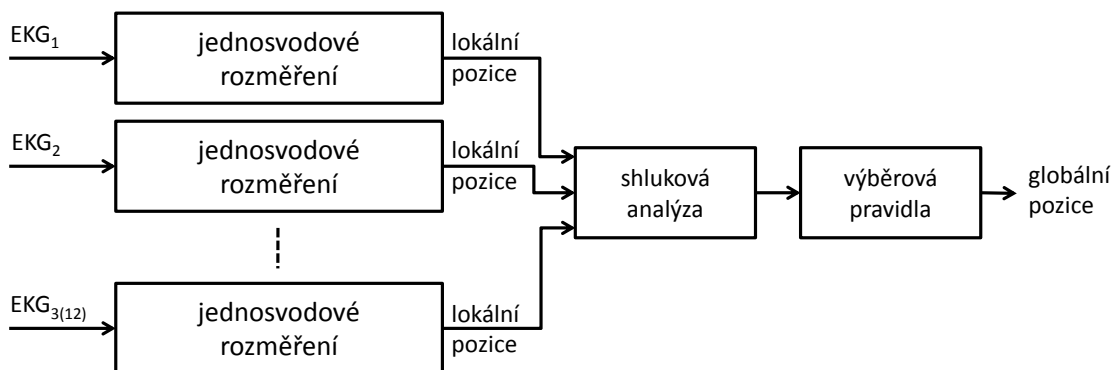
Vlnka přenáší rozsah kmitočtů odpovídající její modulové frekvenční charakteristice, čímž dochází k frekvenčnímu omezení signálu a jeho vyhlazení. Antisymetrie vlnky transformuje extrémy původního signálu na průchody nulou a inflexní body na extrémy, viz Obr. 8.2. Vlnka v podstatě signál zároveň derivuje. Při výpočtu vhodných měřítka není využíváno standardní matlabovské funkce *cwt*, nýbrž se provádí přímá konvoluce s příslušně roztaženou reverzní vlnkou. Tento přístup vedl k výraznému navýšení rychlosti algoritmu. Před samotnou konvolucí je signál nejprve na začátku a konci prodloužen o polovinu délky vlnky *bior1.5* v příslušném měřítku, čímž je dosaženo výrazného omezení vlivu přechodových jevů. Prodloužení je realizováno opakováním první a poslední hodnoty signálu. Po konvoluci vstupního signálu s reverzní vlnkou jsou prodloužené části odstraněny a s nimi i zpoždění a přechodové jevy, viz Obr. 8.4.

Blokové schéma jednosvodové části navrženého rozměrovacího algoritmu je představeno na Obr. 9.2. Vstupem algoritmu je jeden svod signálu EKG, který je v první části transformován do měřítka 15. Následně proběhne detekce komplexu QRS, na kterou navazuje detekce jeho hranic. Výstupem první části algoritmu jsou pozice všech začátků a konců komplexu QRS v daném svodu. V další části jsou ze vstupního signálu eliminovány komplexy QRS, na základě jejich známých začátků a konců. Takto upravený vstupní signál je použit k výpočtu měřítka 41. Následuje detekce vlny T, na kterou navazuje detekce jejího konce. Výstupem této části jsou pozice konců vlny T v daném svodu signálu EKG. V poslední části algoritmu je detekována vlna P a její hranice. Výstupem této části jsou pozice začátků a konců vlny P v daném svodu signálu.



Obr. 9.2: Blokové schéma jednosvodové části rozměrovacího algoritmu.

Vstupem jednosvodové části rozměrovacího algoritmu je tedy jediný svod signálu EKG a výstupem jsou pozice pěti významných bodů všech srdečních cyklů záznamu. Na jednosvodovou část algoritmu navazuje část vícesvodová, která je uvedena na Obr. 9.3. Rozměrovací algoritmus je postupně aplikován na všechny ortogonální, případně standardní svody záznamu. Získané lokální pozice vstupují do shlukové analýzy, jejímž výstupem jsou shluky reprezentující možné globální pozice významných bodů. Výsledné globální pozice, společné pro všechny svody záznamu EKG, jsou získány aplikováním výběrových pravidel na jednotlivé shluky lokálních pozic.



Obr. 9.3: Blokové schéma vícesvodové části rozměrovacího algoritmu.

Vstupem navrženého rozměřovacího algoritmu je tedy signál EKG o libovolném počtu svodů, nejčastěji však 3 ortogonálních, nebo 12 standardních a výstupem jsou globální pozice 5 významných bodů společných pro všechny vstupní svody záznamu. Princip detekce jednotlivých bodů a získávání globálních pozic z lokálních je rozepsán v následujících podkapitolách.

9.1.1 DETEKCE A ROZMĚŘENÍ KOMPLEXU QRS

Detektor komplexů QRS, použitý v našem rozměřovacím algoritmu, vychází z detektoru popsaného v kapitole 8. Princip detekce zůstává shodný, odlišný je však zvolený způsob realizace. Varianta detektoru popsaná v kapitole 8 hledá v měřítku 15 dvojice extrémů opačného znaménka, které jsou v absolutní hodnotě vyšší, nežli práh ζ_{QRS} . V případě, že jsou nadprahové extrémy vzdáleny méně než 120 ms, pokládá je za hrany některé z vln komplexu QRS. Vrchol této vlny je následně stanoven pozicí průchodu nulovou hladinou mezi těmito extrémy. Vícenásobné detekci uvnitř jednoho komplexu je zabráněno využitím refrakterní doby 120 ms.

Varianta detektoru použitá v rozměřovacím algoritmu nejprve nalezne pozice všech průchodů nulovou hladinou a následně maximum z absolutních hodnot mezi každými dvěma průchody nulou. V dalším kroku je u každého průchodu nulou testováno, jestli jsou oba okolní extrémy vyšší, nežli práh ζ_{QRS} . V pozitivním případě je průchod nulou označen za komplex QRS. Vícenásobné detekci v rámci jednoho komplexu je zabráněno refrakterní dobou t_{QRSref} .

Oba výše popsané způsoby realizace detektoru vedou v drtivé většině případů ke stejným výsledkům. V několika málo případech se však rozcházejí. V prvním případě může dojít k vícenásobnému průchodu nulou mezi dvojicí opačných extrémů a detektor neselže. V druhém případě si detektor s vícenásobným průchodem neporadí, neboť ani v jednom případě nebudou oba extrémy v okolí průchodu nulou nadprahové. Přes mírně horší dosažitelnou výkonnost je druhý způsob realizace jednodušší a značně jednodušší jsou i pravidla pro následnou detekci hranic komplexu. Právě z tohoto důvodu byl v rozměřovacím algoritmu použit druhý uvedený způsob realizace.

Pro zvýšení účinnosti detekce byl algoritmus doplněn o jedno korekční pravidlo. Na základě všech detekovaných pozic QRS je vypočten mediánový interval RR_{med} . Pokud je některý z intervalů RR delší, než 1,6násobek intervalu RR_{med} , je v tomto intervalu opětovně hledán komplex QRS s opraveným prahem. Zatímco při první detekci musí být každý z dvojice extrémů vyšší než ζ_{QRS} , při druhé detekci musí být rozdíl extrémů vyšší než dvojnásobek ζ_{QRS} .

Na detekci komplexu QRS navazuje detekce jeho začátku a konce. Algoritmus vychází z průchodů nulou, které označují pozice komplexů QRS. V případě detekce začátků komplexů postupujeme od těchto pozic směrem vlevo, zatímco v případě detekce konců komplexů postupujeme směrem vpravo. V každém kroku detekce je testována platnost dvou hlavních a několika vedlejších podmínek.

Hlavní podmínky jsou definovány:

1. maximum absolutních hodnot mezi dvěma sousedními průchody nulou musí být větší, než práh $\zeta_{QRSzačátek}$ ($\zeta_{QRSkonec}$),
2. vzdálenost mezi nulou označující pozici komplexu QRS a vzdálenější z dvojice testovaných nul musí být menší, než práh $t_{QRSzačátek}$ ($t_{QRSkonec}$).

Kromě dvojice hlavních podmínek je algoritmus doplněn o několik vedlejších. Jako příklad uveďme poměr mezi vzdáleností dvojice testovaných průchodů nulou a maximem absolutních hodnot mezi nimi. Vedlejší podmínky však zasahují do běhu programu jen v malém procentu případů a lze je s vědomím že existují v dalším popisu ignorovat.

Pokud jsou všechny podmínky v daném kroku detekce splněny, algoritmus testuje předcházející (následující) dvojici průchodů nulou. Tímto způsobem se algoritmus vzdaluje od původní pozice označující komplex QRS. Jakmile není splněna libovolná z testovaných podmínek je testování ukončeno. Začátek (konec) komplexu je hledán mezi dvojicí nul, které byly testovány v předcházejícím kroku a u nichž byly testované podmínky ještě splněny. Začátek (konec) komplexu QRS je stanoven na pozici prvního (posledního) vzorku překračujícího práh $\zeta_{QRSzačátek}$ ($\zeta_{QRSkonec}$).

Konkrétní hodnoty jednotlivých použitých prahů jsou uvedeny v Tab. 9.1.

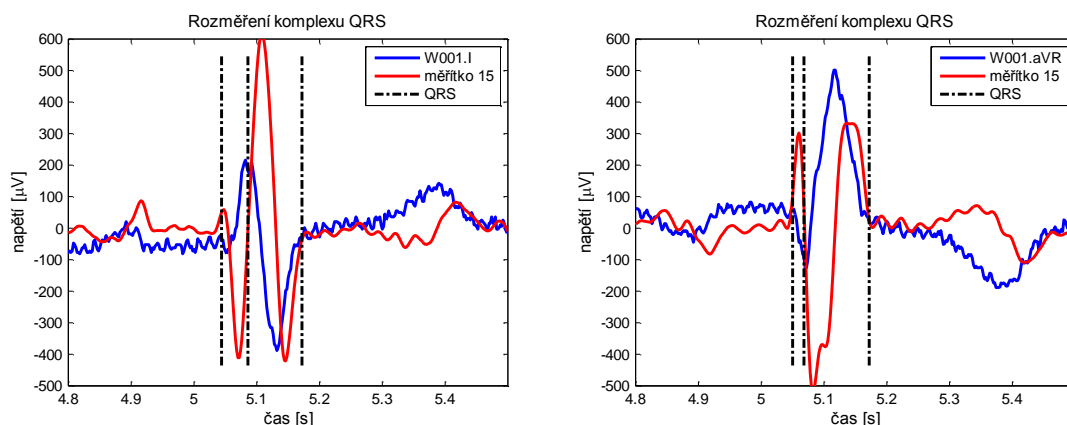
Tab. 9.1: Prahové hodnoty algoritmu detekce a rozměření komplexu QRS.

práh	hodnota
ζ_{QRS}	$1,55 \times SO_{15}$
t_{QRSref}	100 ms
$\zeta_{QRSzačátek}$	$0,11 \times SO_{15}$
$t_{QRSzačátek}$	$RR_{med}/11$
$\zeta_{QRSkonec}$	$0,28 \times SO_{15}$
$t_{QRSkonec}$	$RR_{med}/6$

SO_{15} : směrodatná odchylka vypočtená ze všech hodnot transformovaného signálu v měřítku 15, RR_{med} : mediánová hodnota intervalu RR počítaná z celé délky analyzovaného signálu.

Z tabulkových hodnot je zřejmé, že jediným fixním prahem je refrakterní doba t_{QRSref} . Ostatní prahy jsou lineárně závislé na směrodatné odchylce transformovaného signálu, nebo mediánovém intervalu RR a přizpůsobují se tedy charakteru analyzovaného signálu.

Ukázka detekce komplexu QRS a následného stanovení jeho začátku a konce v měřítku 15 je znázorněna na Obr. 9.4.



Obr. 9.4: Detekce a rozměření komplexu QRS v měřítku 15.

Navržený algoritmus je schopen rozměřit komplex QRS libovolného tvaru a počtu kmitů, neboť není vázán žádnými morfologickými pravidly. Na druhou stranu algoritmy vázané morfologickými pravidly jsou schopny již během detekce a rozměřování identifikovat jednotlivé kmity komplexu, což náš přístup neumožňuje. Identifikace jednotlivých kmitů by v případě potřeby musela proběhnout zpětně na základě již známých hranic komplexu.

9.1.2 ELIMINACE KOMPLEXU QRS

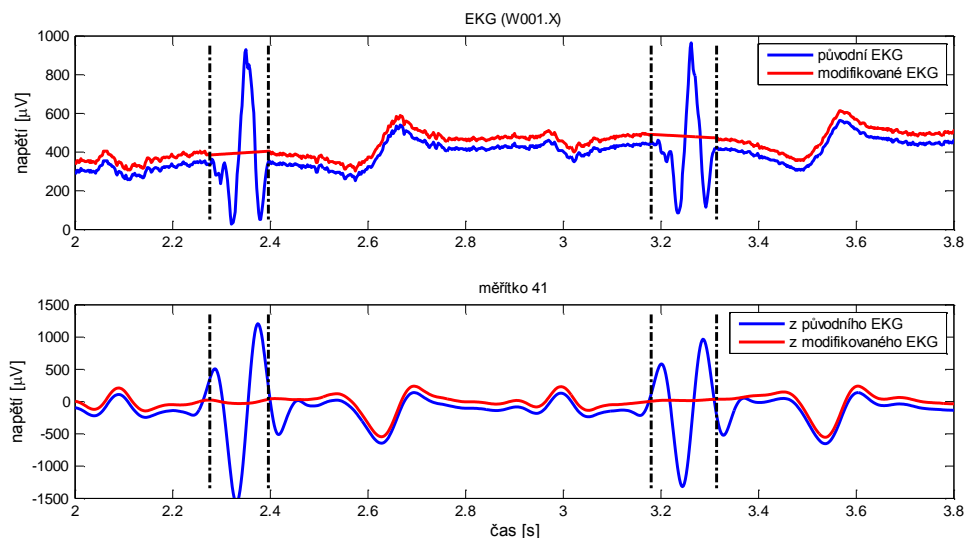
Zatímco první verze algoritmu představená na konferenci BIOSIGNAL 2008 [105] umožňovala pouze detekovat a rozměřit komplex QRS, první verzi schopnou detekovat všechny významné body byla verze představená na WORLD CONGRESS 2009 [103]. S touto verzí algoritmu se také poprvé projevil problém s přesnou detekcí konce vlny P. Problém spočívá v roztažení komplexu QRS v použitém měřítku 41. V případech, kdy se vlna P nachází velmi blízko začátku komplexu QRS, může dojít k jejich prolínání. Je zřejmé, že tento jev v podstatě znemožňuje přesnou detekci konce vlny P.

Řešení problému prolínání komplexu QRS s blízkou vlnou P se podařilo odstranit v následující verzi představené na konferenci BIOSIGNAL 2010 [104]. Navržené řešení spočívá v nahrazení hodnot komplexu QRS lineární interpolací mezi jeho začátkem a koncem. Z takto upraveného originálního signálu je následně vypočteno měřítko 41, ve kterém se již vliv komplexu QRS projevuje minimálně.

Přestože navržená úprava ovlivňuje pouze přesnost detekce konce vlny P a na detekci konce vlny T nemá v podstatě žádný vliv, je zařazena hned za rozměření komplexu QRS. Není důvod používat pro rozměření vlny T měřítko 41 vypočtené z originálního signálu a následně jej pro rozměření vlny P počítat znovu z upraveného signálu. Použití pouze modifikované varianty zjednodušuje realizaci a na detekci konce vlny T nemá negativní vliv. Navíc v případě nutnosti doplnit algoritmus o detekci začátku vlny T se může modifikace projevit stejně účinně, jako v případě detekce konce vlny P.

Ukázka eliminace komplexu QRS a vliv této úpravy na měřítko 41 je znázorněna na Obr. 9.5. Z obrázku je patrné, že zatímco v měřítku 41 vypočteném z originálního

signálu vliv komplexu QRS významně překračuje stanovené hranice komplexu, v měřítku 41 vypočteném z modifikovaného signálu je tento vliv úspěšně potlačen.



Obr. 9.5: Eliminace komplexu QRS s využitím lineární interpolace.

9.1.3 DETEKCE A ROZMĚŘENÍ VLNY T

Detekce vlny T probíhá vždy mezi koncem jednoho komplexu QRS a začátkem následujícího komplexu QRS. V první kroku je kontrolováno, jestli je vzdálenost těchto dvou pozic větší, než t_{Tmin} . Pokud je podmínka splněna, přistupujeme k samotné detekci vlny T. V opačném případě je detekce mezi příslušnými dvěma komplexy vynechána. Vlna T je detekována v okně definovaném dvěma mezními časy t_{T1} a t_{T2} . Pozice vlny T je dána pozicí prvního průchodu nulovou hladinou v měřítku 41, který se nachází mezi dvojicí extrémů opačného znaménka překračujících prahovou hodnotu ζ_T . První průchod nulou z toho důvodu, že poslední by mohl být vlnou U, či dokonce vlnou P. Pokud není nalezena žádná dvojice extrémů vyhovujících stanovenému prahu, je jeho velikost snížena o 10 % a detekce je opakována. Práh je možné opakovaně snížit až 9krát, tedy na 10 % velikosti původního prahu ζ_T .

Na detekci vlny T navazuje detekce jejího konce. Algoritmus vychází z průchodu nulou označujícího pozici vlny T a postupuje směrem vpravo. V každém kroku detekce je testována platnost dvou hlavních a několika vedlejších podmínek.

Hlavní podmínky jsou definovány:

1. maximum absolutních hodnot mezi dvěma sousedními průchody nulou musí být větší, než práh ζ_{Tkonec} ,
2. vzdálenost mezi nulou označující pozici vlny T a vzdálenější z dvojice testovaných nul musí být menší, než práh t_{Tkonec} .

Pokud jsou všechny podmínky v daném kroku detekce splněny, algoritmus testuje následující dvojici průchodů nulou. Tímto způsobem se algoritmus vzdaluje od původní

pozice označující vlnu T. Jakmile není splněna libovolná z testovaných podmínek je testování ukončeno. Konec vlny T je hledán mezi dvojicí nul, které byly testovány v předcházejícím kroku a u nichž byly testované podmínky ještě splněny. Konec vlny T je stanoven na pozici posledního vzorku překračujícího práh $\zeta_{Tkonec2}$.

Konkrétní hodnoty jednotlivých použitých prahů jsou uvedeny v Tab. 9.2.

Tab. 9.2: Prahové hodnoty algoritmu detekce a rozměření vlny T.

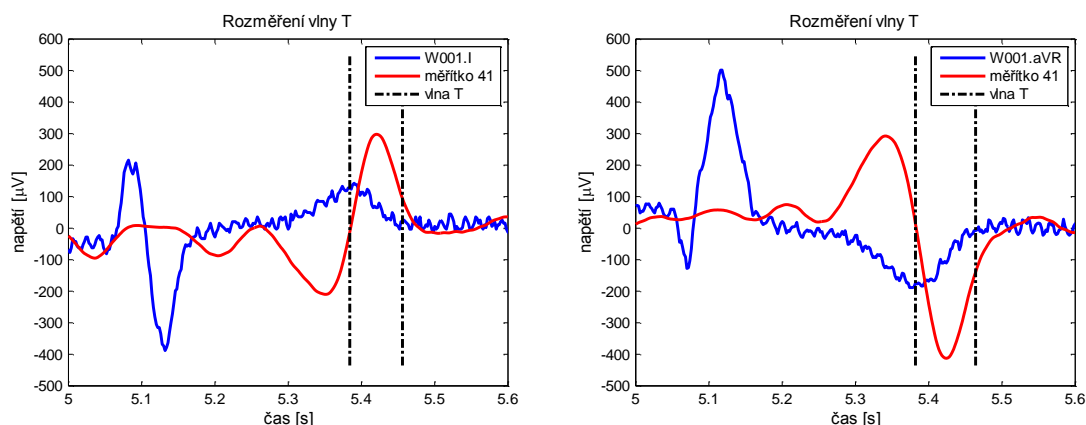
práh	hodnota
t_{Tmin}	$0,41 \times RR_{med}$
t_{T1}	$QRS_{konec} + 0,14 \times RR_{med}$
t_{T2}	$QRS_{konec} + 0,41 \times RR_{med}$
ζ_T	$0,11 \times SO_{41}$
ζ_{Tkonec}	$0,7 \times \min(V1, V2)$
t_{Tkonec}	$0,25 \times RR_{med}$
$\zeta_{Tkonec2}$	$0,15 \times V3$

RR_{med} : mediánová hodnota RR intervalu počítaná z celé délky analyzovaného signálu, QRS_{konec} : pozice konce komplexu QRS předcházejícího detekované vlně T, SO_{41} : směrodatná odchylka vypočtená ze všech hodnot transformovaného signálu v měřítku 41, $V1$ a $V2$: vrcholy mezi nimiž leží průchod nulou odpovídající pozici vlny T v měřítku 41, $V3$: poslední vrchol překračující práh ζ_{Tkonec} .

Z tabulkových hodnot vyplývá, že všechny prahy jsou odvozovány z parametrů signálu a přizpůsobují se tedy jeho charakteru. Nejvýraznějším principiálním rozdílem oproti rozměřování komplexu QRS je závislost prahů ζ_{Tkonec} a $\zeta_{Tkonec2}$ na velikosti vrcholů a nikoli na směrodatné odchylce signálu.

Stejně jako v případě algoritmu rozměření komplexu QRS není algoritmus rozměření vlny T vázán žádnými morfologickými pravidly a umožňuje tedy detekci a rozměření vlny T libovolného tvaru. Nevýhodou je opět nemožnost vlnu morfologicky zařadit a identifikovat její části již během procesu rozměřování.

Ukázka detekce vlny T a následného stanovení jejího konce v měřítku 41 je znázorněna na Obr. 9.6.



Obr. 9.6: Detekce a rozměření vlny T v měřítku 41.

9.1.4 DETEKCE A ROZMĚŘENÍ VLNY P

Vlna P je stejně jako vlna T detekována vždy mezi koncem jednoho a začátkem následujícího komplexu QRS. Samotné detekci předchází kontrola vzájemné vzdálenosti těchto dvou pozic, která musí být větší než t_{Pmin} . Pokud je podmínka minimální vzdálenosti splněna, přistupujeme k detekci vlny P. V opačném případě je detekce v daném úseku vynechána. Vlna P je detekována v okně začínajícím v čase t_{P1} a končícím v čase t_{P2} . Pozice vlny P je dána pozicí posledního průchodu nulovou hladinou v měřítku 41, který se nachází mezi dvojicí extrémů opačného znaménka překračujících prahovou hodnotu ζ_P . Poslední průchod nulou z toho důvodu, že předcházející průchody by mohly být vrcholy vln T a U. Pokud není nalezena žádná dvojice extrémů vyhovujících stanovenému prahu, je jeho velikost snížena o 5 % a detekce je opakována. Práh je možné opakovaně snížit až 19krát, tedy na 5 % velikosti původního prahu ζ_P .

Na detekci vlny P navazuje detekce jejího začátku a konce. Algoritmus detekce vychází z průchodu nulou označujícího pozici vlny P. V případě detekce začátku vlny postupujeme od této pozice směrem vlevo, zatímco v případě detekce konce vlny postupujeme směrem vpravo. V každém kroku detekce je testována platnost dvou hlavních a několika vedlejších podmínek. Hlavní podmínky jsou definovány:

1. maximum absolutních hodnot mezi dvěma sousedními průchody nulou musí být větší, než práh $\zeta_{Pzačátek}$ (ζ_{Pkonec}),
2. vzdálenost mezi nulou označující pozici vlny P a vzdálenější z dvojice testovaných nul musí být menší, než práh $t_{Pzačátek}$ (t_{Pkonec}).

Konkrétní hodnoty jednotlivých použitých prahů jsou uvedeny v Tab. 9.3.

Tab. 9.3: Prahové hodnoty algoritmu detekce a rozměření vlny P.

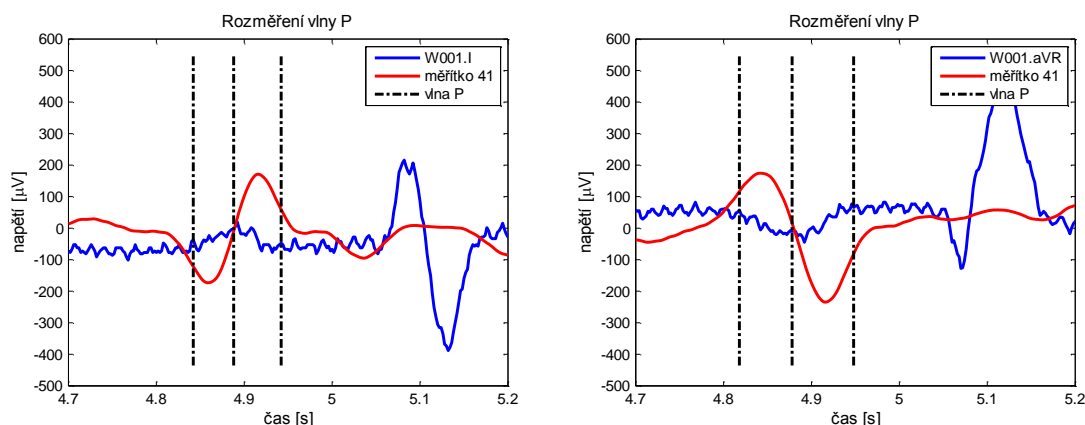
práh	hodnota
t_{Pmin}	$0,625 \times RR_{med}$
t_{P1}	$QRS_{konec} + 0,59 \times RR_{med}$
t_{P2}	$QRS_{začátek} - 0,035 \times RR_{med}$
ζ_P	$0,39 \times SO_{41}$
$\zeta_{Pzačátek}$	$0,7 \times \min(V1, V2)$
$t_{Pzačátek}$	$0,27 \times RR_{med}$
$\zeta_{Pzačátek2}$	$0,4 \times V3$
ζ_{Pkonec}	$0,75 \times \min(V1, V2)$
t_{Pkonec}	$0,25 \times RR_{med}$
$\zeta_{Pkonec2}$	$0,6 \times V4$

RR_{med} : mediánová hodnota intervalu RR počítaná z celé délky analyzovaného signálu, QRS_{konec} : pozice konce komplexu QRS předcházejícího detekované vlně P, $QRS_{začátek}$: pozice začátku komplexu QRS následujícího po detekované vlně P, SO_{41} : směrodatná odchylka vypočtená ze všech hodnot transformovaného signálu v měřítku 41, $V1$ a $V2$: vrcholy mezi nimiž leží průchod nulou odpovídající pozici vlny P v měřítku 41, $V3$: první vrchol překračující práh $\zeta_{Pzačátek}$, $V4$: poslední vrchol překračující práh ζ_{Pkonec} .

Z tabulkových hodnot vyplývá, že všechny prahy jsou odvozovány z parametrů signálu a přizpůsobují se tedy jeho charakteru. Dále je patrné, že prahové hodnoty jsou závislé na stejných parametrech signálu, jako v případě detekce vlny T. Nejvýraznějším rozdílem oproti algoritmu rozměřování vlny T jsou výrazně vyšší počáteční hodnoty použitých prahů ζ_P , $\zeta_{Pzačátek2}$ a $\zeta_{Pkonec2}$.

Stejně jako v případě algoritmu rozměření komplexu QRS a vlny T není algoritmus rozměření vlny P vázán žádnými morfologickými pravidly a umožňuje tedy detekci a rozměření vlny P libovolného tvaru. Nevýhodou je opět nemožnost vlnu morfologicky zařadit a identifikovat její části již během procesu rozměřování.

Ukázka detekce vlny P a následného stanovení jejího začátku a konce v měřítku 41 je znázorněna na Obr. 9.7.



Obr. 9.7: Detekce a rozměření vlny P v měřítku 41.

9.1.5 STANOVENÍ GLOBÁLNÍCH POZIC VÝZNAMNÝCH BODŮ

Představený přístup rozměřování signálů EKG je založen na nezávislém rozměření jednotlivých dostupných svodů. Spolehlivost a přesnost detekce pěti významných bodů lze výrazně zvýšit kombinováním známých jednosvodových pozic napříč jednotlivými svody. Výsledkem jsou potom globální pozice pěti významných bodů, které jsou společné pro všechny svody záznamu.

Globální pozice jsou získávány s využitím metody shlukové analýzy, která byla popsána v kapitole 8.1. Použitá metoda patří mezi takzvané hierarchické aglomerativní metody, které vycházejí z jednotlivých objektů a postupným seskupováním vytvářejí hierarchickou stromovou strukturu končící jediným shlukem. Samotné shlukování objektů do větších shluků je založeno na měření podobností, nebo vzdáleností mezi jednotlivými objekty.

Vstupem metody jsou vždy všechny detekované pozice jednoho z významných bodů ze všech svodů záznamu. Shlukování lokálních pozic je založeno na metodě nejbližšího souseda. Parametrem shlukování této metody je nejmenší vzdálenost mezi dvěma objekty různých shluků. V dalším kroku algoritmu je z vytvořené stromové struktury vybrán ten soubor shluků, který vyhovuje stanovenému kritériu. V našem případě byla kritériem minimální vzdálenost sousedních shluků 100 ms.

Použitá hodnota kritéria minimální vzdálenosti 100 ms je stejná pro shlukování všech pěti významných bodů a je dokonce shodná s hodnotou použitou pro shlukování komplexů QRS v kapitole 8.1. Možnost využití jediné hodnoty pro všechny shlukované body záznamu EKG je dána podobnou vzdáleností dvou sousedních hodnot u všech bodů, která přibližně odpovídá době trvání jednoho cyklu. Hodnota 100 ms je také dostatečná pro korektní seskupení jednosvodových pozic patřících ke stejnému cyklu.

Výstupem metody je skupina shluků reprezentujících kandidáty na globální pozice. Ze skupiny jsou dále eliminovány ty shluky, které obsahují méně pozic, než je polovina počtu svodů analyzovaného signálu. Tyto shluky považujeme za falešně pozitivní detekce. Z pozic uvnitř zbývajících shluků jsou následně odvozeny globální pozice.

Všechny verze rozměrovacího algoritmu, kromě té současné, získávaly globální pozice následujícím způsobem. Pozice uvnitř každého shluku se seřadí od nejmenší po největší a vypočte se vektor rozdílů sousedních hodnot v_1 . Algoritmus výběru prochází vektor v_1 oknem délky k_{okno} s krokem jedna, přičemž v každém kroku vypočte sumu hodnot uvnitř okna. Získané sumy hodnot jsou ukládány do vektoru v_2 . Tento vektor je dále váhován, přičemž v případě detekce koncových bodů (QRS_{konec} , T_{konec} a P_{konec}) hodnota vah klesá směrem zleva doprava lineárně od hodnoty 1 až po hodnotu k_{vaha} . V případě detekce počátečních bodů ($QRS_{začátek}$ a $P_{začátek}$) hodnota vah klesá směrem zprava doleva lineárně od hodnoty 1 až po hodnotu k_{vaha} . Vektor v_2 po váhování označme jako vektor v_3 . V dalším kroku je nalezeno minimum vektoru v_3 , které odpovídá minimální váhované sumě diferencí uvnitř okna. Za globální pozici je potom v daném okně vybrána první pozice v případě detekce počátečních bodů a poslední pozice v případě detekce koncových bodů.

Plovoucí okno umožňuje spolehlivě eliminovat osamocené pozice, které považujeme za nepřesné a nalézt nejkompaktnější skupinku pozic uvnitř daného shluku. Váhováním hodnot jsou zvýhodňovány krajní skupinky pozic, což koresponduje s teoretickou pozicí globální hodnoty. V ideálním případě odpovídá globální pozice lokální pozici stanovené ve svodu s nejdéle trvající elektrickou aktivitou. Tento způsob stanovení globální pozice je však prakticky nemožný, neboť vychází ze stoprocentně spolehlivého a přesného rozměrovacího algoritmu. Výsledné globální pozice jsou tedy stanovovány z krajních pozic nejkompaktnějších skupinek, což respektuje princip nejdéle trvající elektrické aktivity.

Výše popsáný princip je platný pro stanovování globálních pozic z 12 standardních svodů. Pro stanovení globálních pozic ze svodů ortogonálních byl použit výrazně jednodušší princip. Opět je snaha dodržet princip nejdéle trvající elektrické aktivity. Za globální pozici je vybrána krajní z trojice pozic, pokud není od mediánové pozice vzdálena o více než t_{max} . Pokud není tato podmínka dodržena, je za globální pozici vybrána mediánová pozice.

Hodnoty parametrů použitých pro výběr globálních pozic jsou uvedeny v Tab. 9.4.

Tab. 9.4: Parametry pro výběr globálních pozic.

parametr	$P_{začátek}$	P_{konec}	$QRS_{začátek}$	QRS_{konec}	T_{konec}
k_{okno}	5	5	7	7	5
k_{vaha}	0,5	0,5	0,8	0,8	0,8
t_{max}	40 ms	40 ms	20 ms	20 ms	40 ms

k_{okno} : délka použitého plovoucího okna, k_{vaha} : váha krajní hodnoty, t_{max} : podmínka minimální vzdálenosti mezi krajní a mediánovou pozicí. První dva parametry jsou použity pro 12 standardních svodů, třetí pro 3 ortogonální svody.

Problém výše popsaných principů výběru globálních hodnot spočívá ve značné citlivosti nastavení všech tří použitých parametrů, kdy i malá změna jejich hodnot výrazně ovlivňuje dosažené výsledky rozměřovacího algoritmu. Zároveň je nutné tyto parametry znovu optimalizovat při jakékoliv změně parametrů rozměřovacího algoritmu. Dalším problémem je vazba parametrů na konkrétní počet svodů. Pro 12 standardních svodů jsou použita jiná pravidla, než pro 3 ortogonální svody a pro jiný počet svodů pravidla neexistují. Je zjevné, že tyto problémy činí rozměřovací algoritmus poněkud těžkopádným.

Řešení tohoto problému je součástí finální verze rozměřovacího algoritmu. Podařilo se nalézt takové nastavení parametrů algoritmu, kdy je možné využít k výběru globálních pozic jednoduchého mediánu, stejně jako v případě detektoru QRS. Finální nastavení parametrů algoritmu je uvedeno v Tab. 9.1, Tab. 9.2 a Tab. 9.3. Nevýhodou tohoto řešení je mírné zhoršení dosažených výsledků. Výhodou je výrazné zvýšení robustnosti algoritmu, jeho zjednodušení a možnost použití stejného pravidla pro libovolný počet svodů signálu.

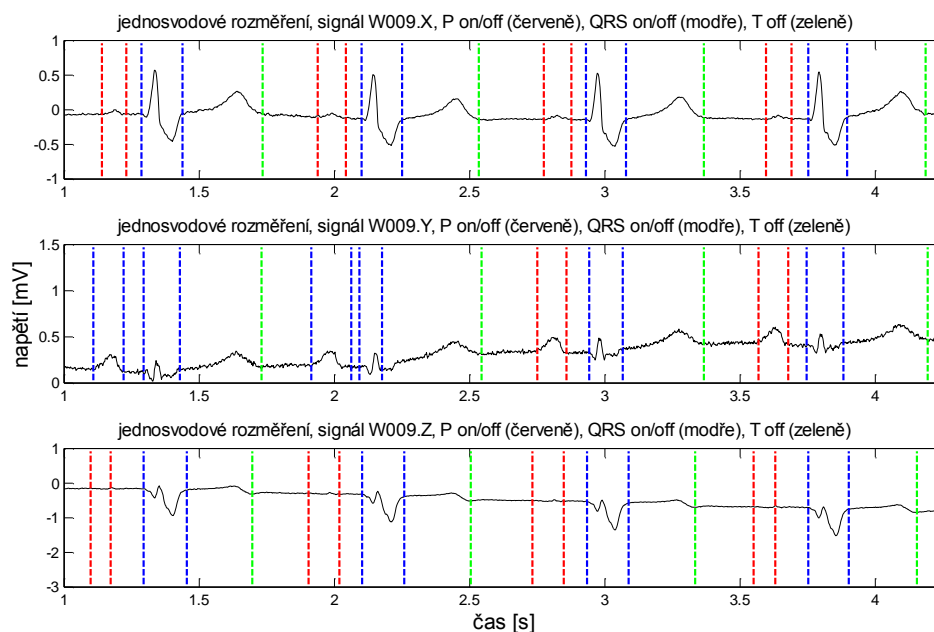
9.2 UKÁZKY ROZMĚŘENÍ

V této kapitole jsou představeny příklady rozměření pěti signálů z datové skupiny 3 standardní databáze CSE. Signály byly zvoleny tak, aby demonstrovaly reálné schopnosti navrženého rozměřovacího algoritmu na širokém spektru morfologií signálů EKG. Ukázky zahrnují příklady cyklů rozměřených s různou přesností, ale také cyklů u nichž rozměření zcela selhalo. Vybrány byly signály číslo 9, 12, 14, 15 a 117. První čtyři signály byly vybrány s ohledem na výše zmíněné požadavky ze začátku databáze CSE. Signál 117 byl zvolen vzhledem ke své komplikované morfologii a problémům, které způsobuje již na úrovni detekce komplexů QRS.

Rozměření každého z ukázkových signálů je zobrazeno na čtyřech obrázcích, na kterých je postupně představeno lokální rozměření ortogonálních svodů X, Y a Z, globální rozměření ortogonálních svodů X, Y a Z, lokální rozměření Einthovenových svodů I, II a III a globální rozměření Einthovenových svodů I, II a III. Globální pozice klíčových bodů jsou zobrazovány zpětným promítnutím do jednotlivých svodů, ale zůstávají pro všechny svody stejné. Poznamenejme ještě, že globální pozice zobrazené na Einthovenových svodech byly získány shlukovou analýzou všech standardních svodů.

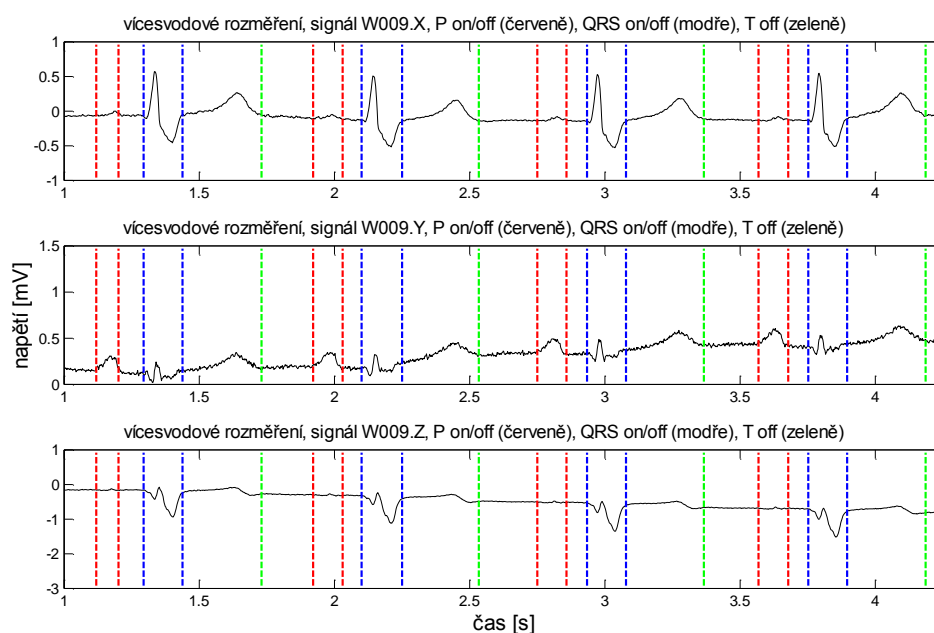
S ohledem na dostatečnou rozlišitelnost jednotlivých obrázků je rozměření demonstrováno vždy na čtyřech srdečních cyklech daného záznamu EKG.

První ukázka na Obr. 9.8 znázorňuje jednosvodové rozměření ortogonálních svodů signálu W009. Rozměření svodu X je v tomto případě bezproblémové. Ve svodu Y došlo k selhání detektoru QRS, který zaměnil první dvě vlny P za komplexy QRS. Selhání je způsobeno nevýraznými komplexy QRS v tomto svodu. Ve svodu Z se podařilo detekovat i téměř neznatelné vlny P.



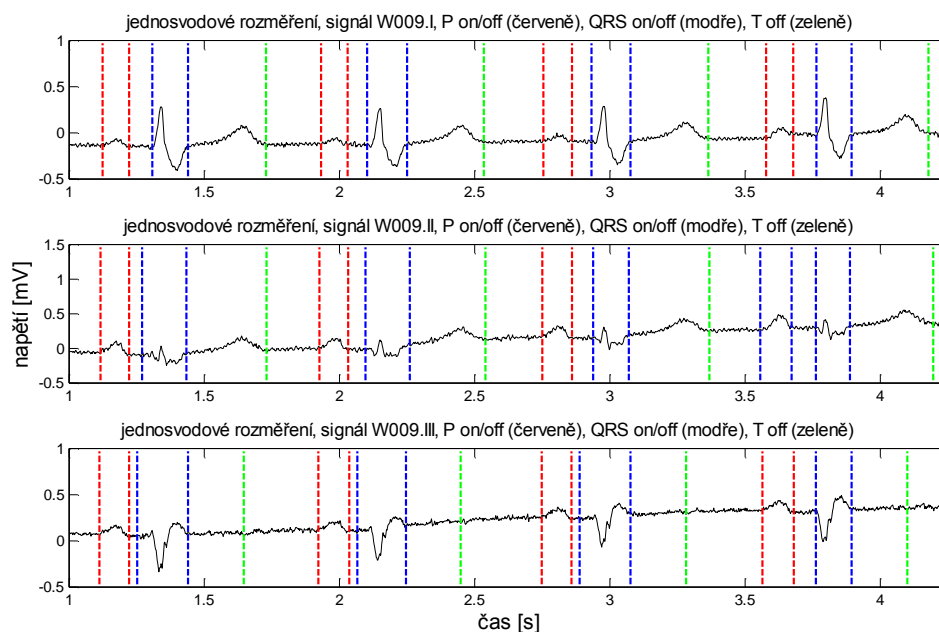
Obr. 9.8: Rozměření signálu W009, lokální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 9.9 je znázorněn výsledek globálního rozměření ortogonálních svodů signálu W009. Vícesvodová pravidla odstranila chybnou detekci ze svodu Y.



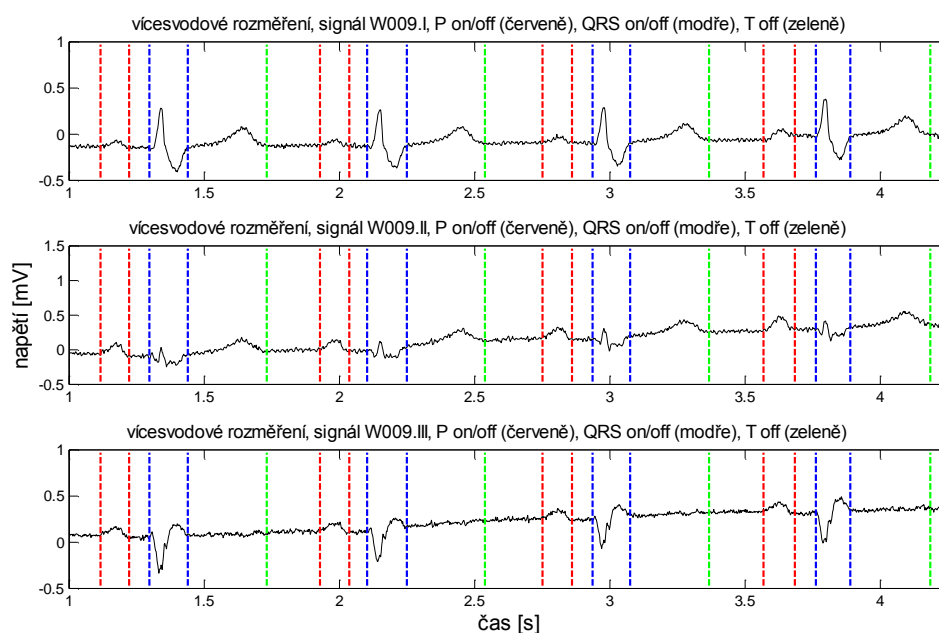
Obr. 9.9: Rozměření signálu W009, globální, svody X, Y a Z.

Ukázka na Obr. 9.10 zobrazuje jednosvodové rozměření Einthovenových svodů signálu W009. Rozměření je spolehlivé ve všech cyklech i svodech, až na selhání detektoru QRS v posledním cyklu svodu II. Opět došlo k záměně vlny P za komplex QRS.



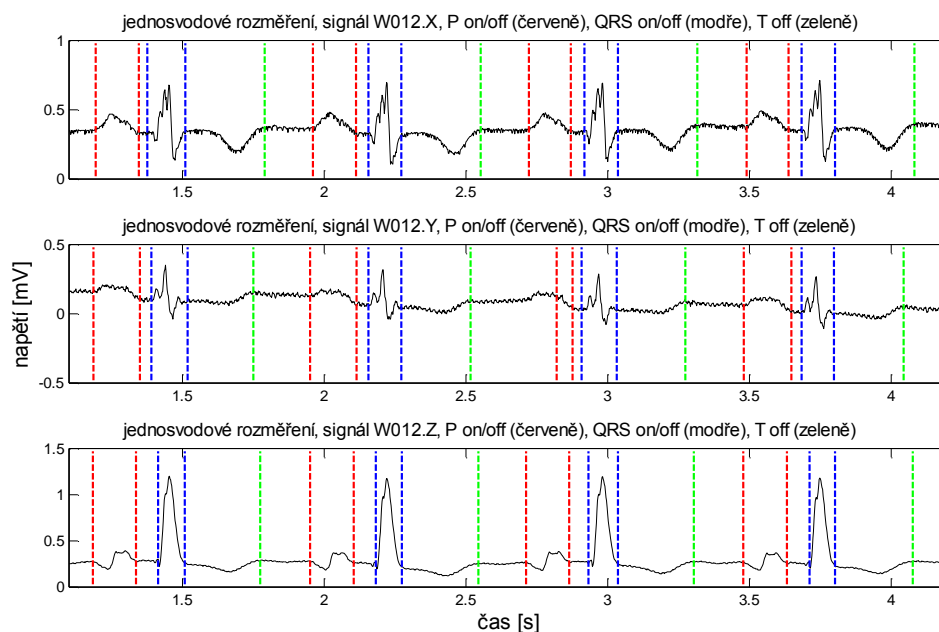
Obr. 9.10: Rozměření signálu W009, lokální, svody I, II a III.

Výsledek globálního rozměření Einthovenových svodů signálu W009 je představen na Obr. 9.11. Vícesvodová pravidla odstranila chybnou detekci ze svodu II.



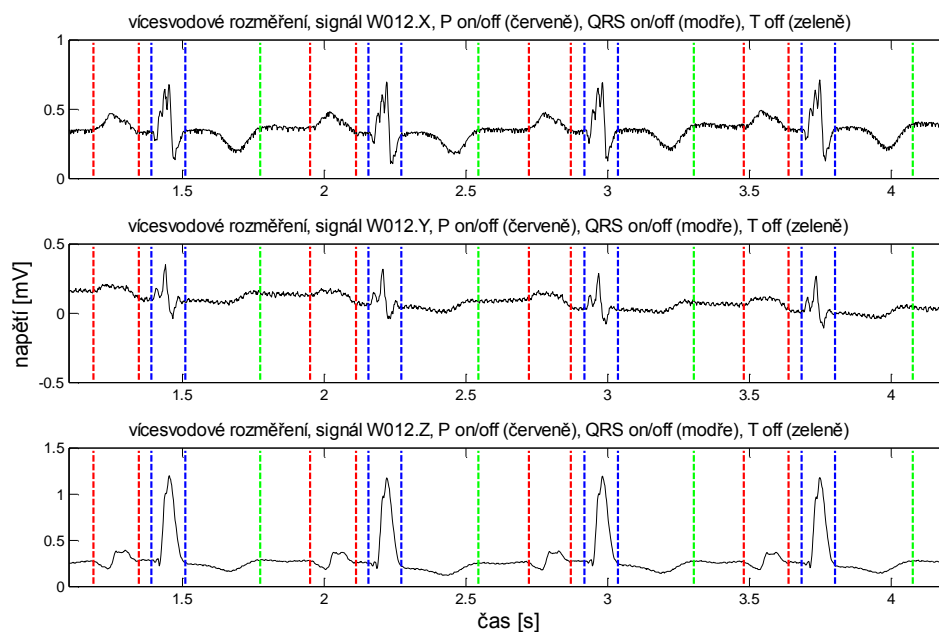
Obr. 9.11: Rozměření signálu W009, globální, svody I, II a III.

Další ukázka na Obr. 9.12 znázorňuje lokální rozměření ortogonálních svodů signálu W012. Rozměřovací algoritmus si zde poradil s různými morfologiemi komplexu QRS napříč jednotlivými svody, s negativní vlnou T i bifázickou vlnou P. Výrazně nepřesná je potom detekce začátku vlny P v třetím cyklu svodu Y.



Obr. 9.12: Rozměření signálu W012, lokální, svody X, Y a Z.

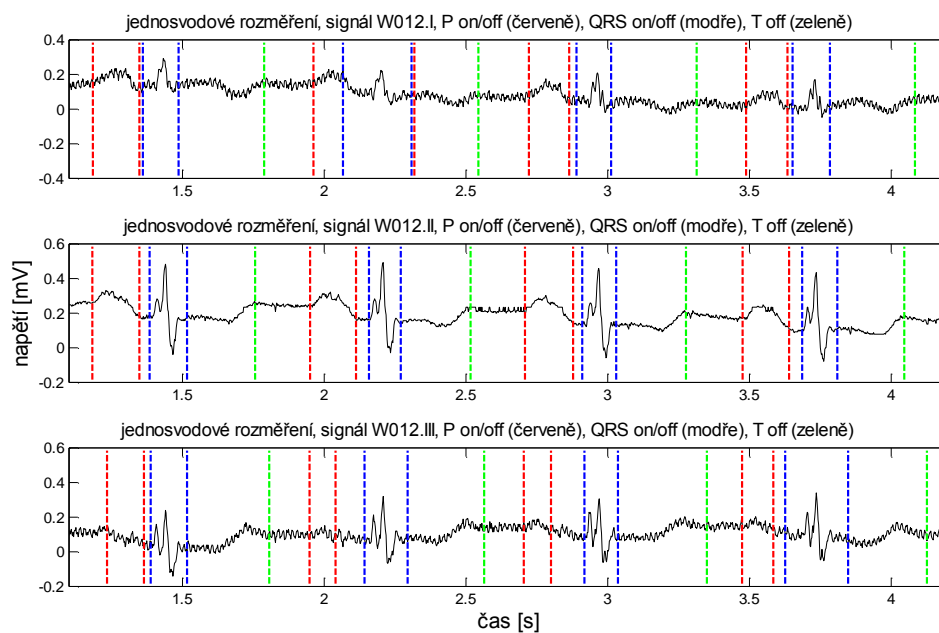
Na Obr. 9.13 je zobrazeno globální rozměření ortogonálních svodů signálu W012. Největším rozdílem oproti lokálnímu rozměření je zde významná korekce nepřesné detekce začátku vlny P z třetího cyklu svodu Y.



Obr. 9.13: Rozměření signálu W012, globální, svody X, Y a Z.

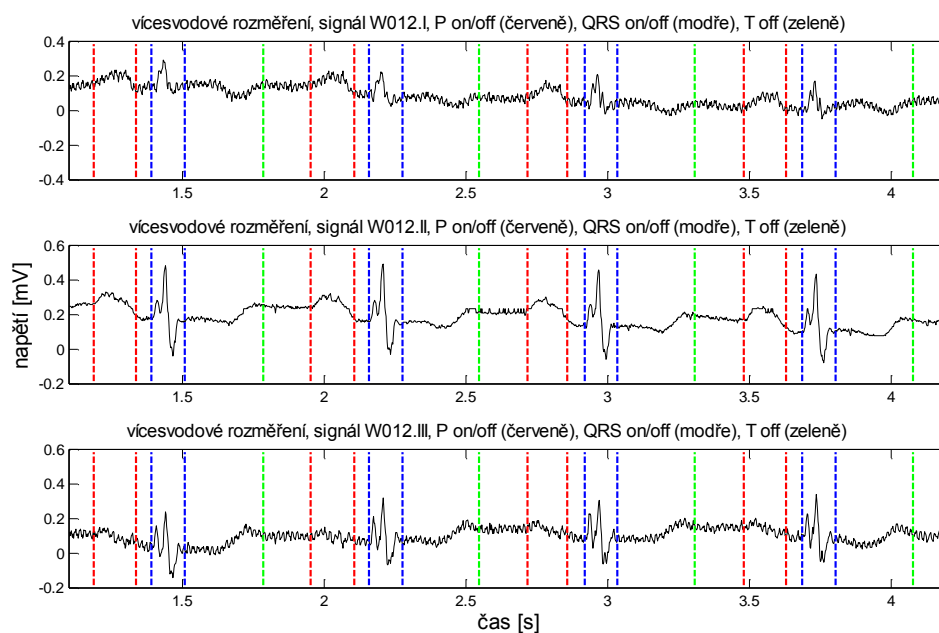
Ukázka na Obr. 9.14 znázorňuje lokální rozměření Einthovenových svodů signálu W012. Ve svodu I selhalo rozměření druhého cyklu, konkrétně konce vlny P a hranic

komplexu QRS. Ve svodu III je potom patrný problém přesného stanovení hranic vln P, které zanikají v rušení.



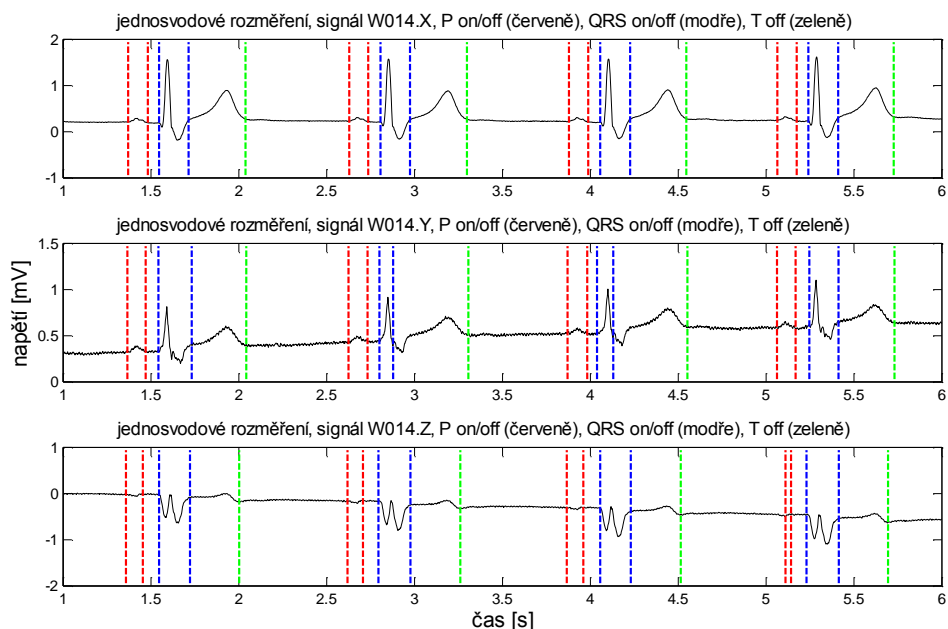
Obr. 9.14: Rozměření signálu W012, lokální, svody I, II a III.

Výsledek globálního rozměření Einthovenových svodů signálu W012 je znázorněn na Obr. 9.15. Selhání detekce v jednotlivých svodech byla úspěšně korigována s využitím globálních pravidel.



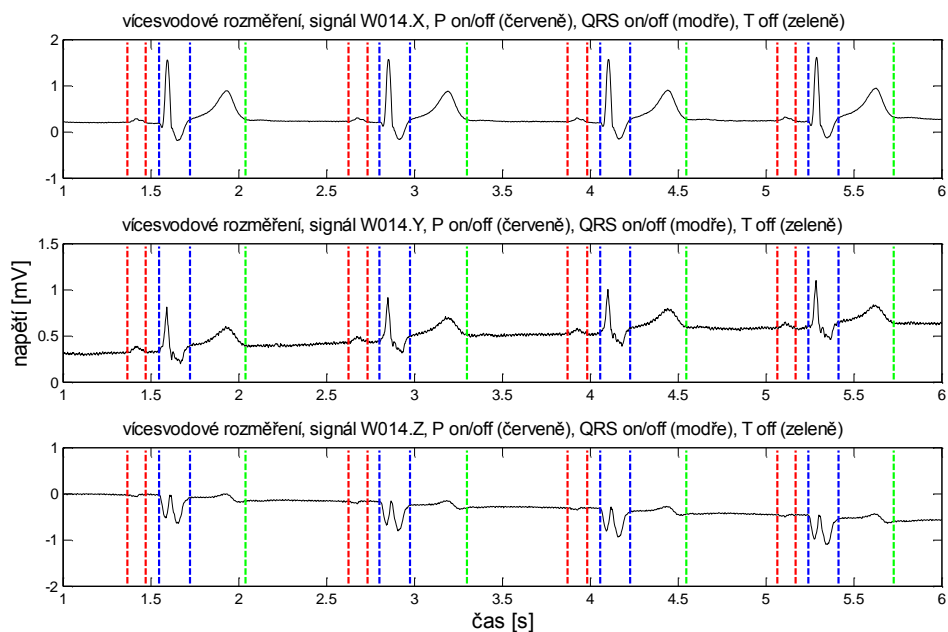
Obr. 9.15: Rozměření signálu W012, globální, svody I, II a III.

Další ukázka na Obr. 9.16 znázorňuje lokální rozměření ortogonálních svodů signálu W014. Rozměření tohoto signálu je zajímavé především z hlediska nevýrazných vln P ve všech svodech a zajímavé morfologie komplexu QRS ve svodu Z. Ve svodu Y selhala detekce konce QRS ve druhém a třetím cyklu a ve svodu Z byla chybně rozměřena poslední vlna P.



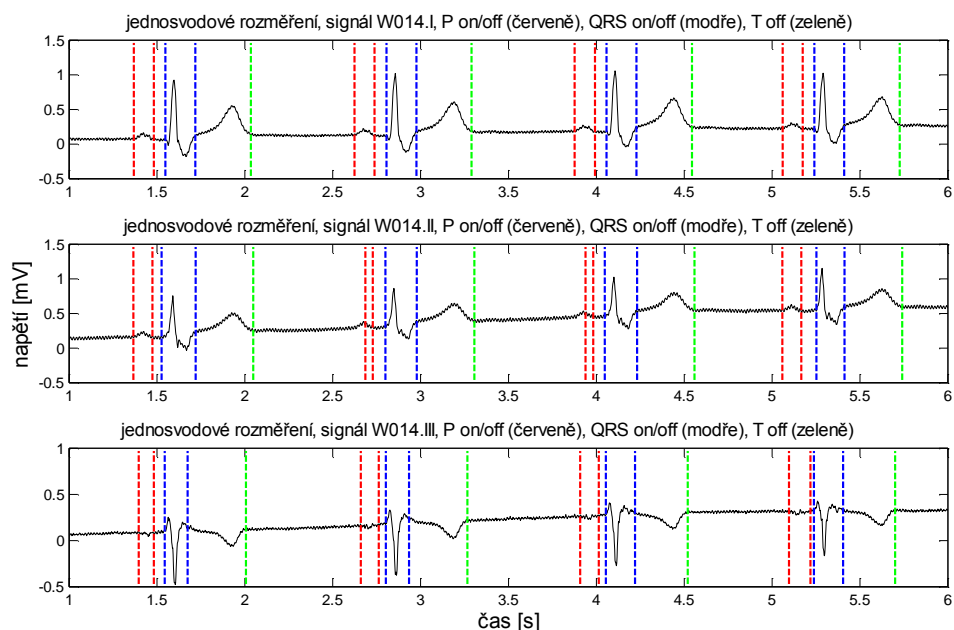
Obr. 9.16: Rozměření signálu W014, lokální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 9.17 je zobrazeno globální rozměření ortogonálních svodů signálu W014. Chybné jednosvodové detekce byly úspěšně opraveny.



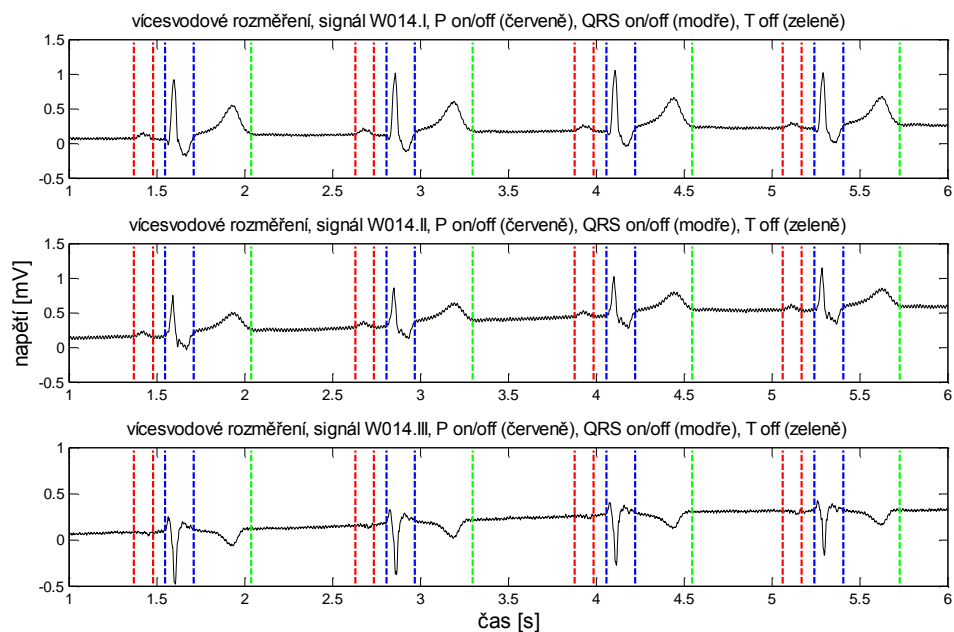
Obr. 9.17: Rozměření signálu W014, globální, svody X, Y a Z.

Ukázka na Obr. 9.18 znázorňuje lokální rozměření Einthovenových svodů signálu W014. Stejně jako u ortogonálních svodů je zde patrný problém zejména s přesným rozměřením nevýrazných vln P. Detekce hranic komplexů QRS a konce vlny T je zde bezproblémová.



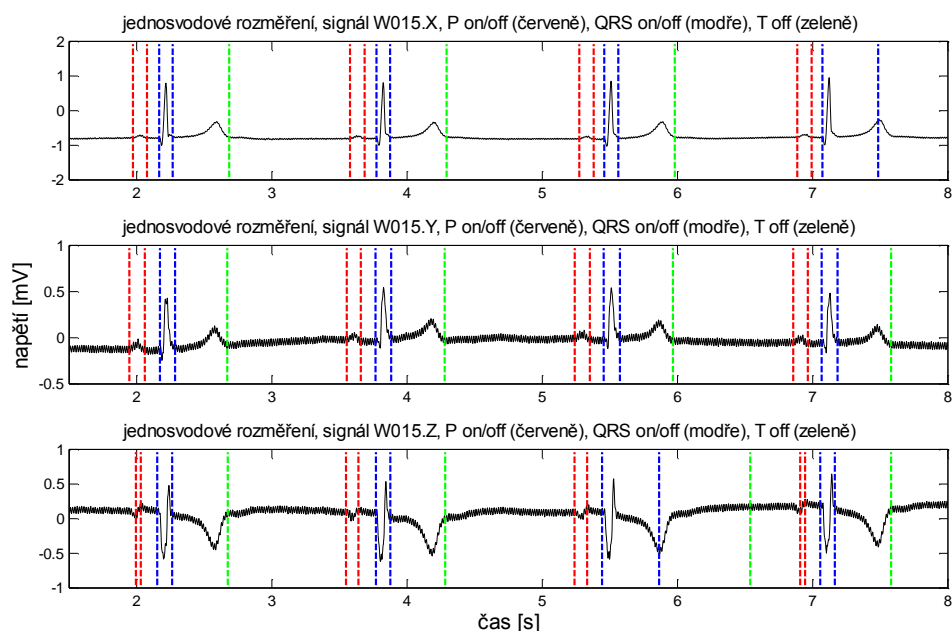
Obr. 9.18: Rozměření signálu W014, lokální, svody I, II a III.

Výsledek globálního rozměření Einthovenových svodů signálu W014 je zobrazen na Obr. 9.19. Nepřesné rozměření druhé a třetí vlny P ve svodu II bylo úspěšně korigováno globálními pravidly.



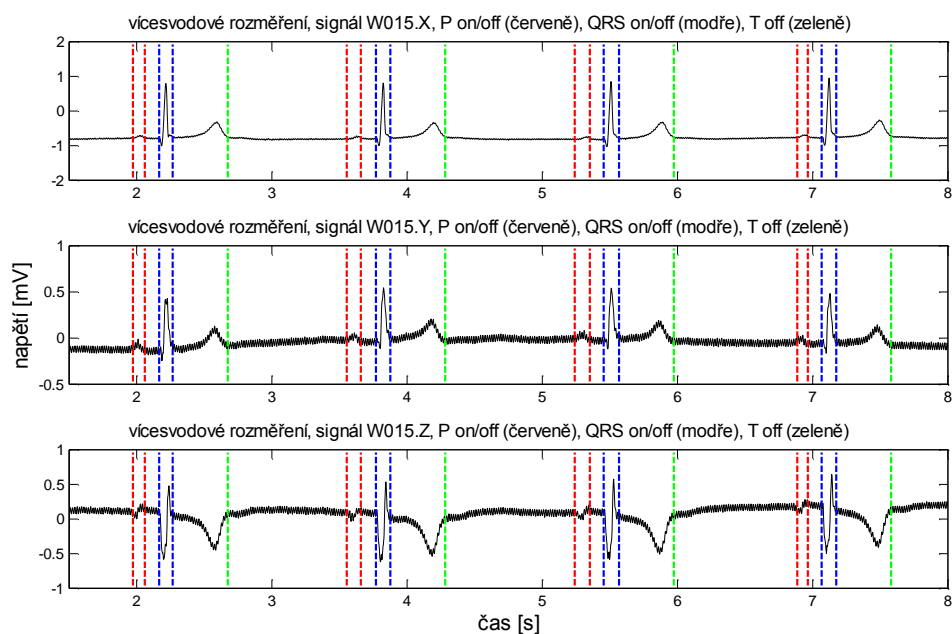
Obr. 9.19: Rozměření signálu W014, globální, svody I, II a III.

Další ukázka na Obr. 9.20 zobrazuje jednosvodové rozměření ortogonálních svodů signálu W015. Jedná se o signál s velmi nízkou tepovou frekvencí, nevýraznými vlnami P a síťovým rušením ve svodech Y a Z. Ve dvou cyklech zcela selhala detekce konce komplexu QRS, což vedlo k následnému selhání detekce konce vlny T (svody X a Z) a ve dvou případech došlo k nepřesné detekci hranic vlny P (svod Z).



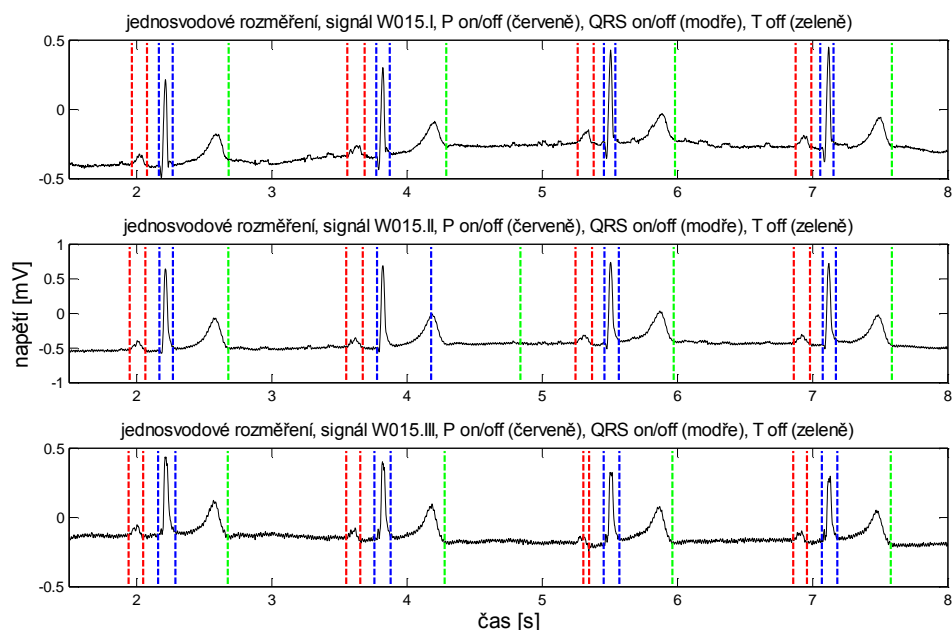
Obr. 9.20: Rozměření signálu W015, lokální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 9.21 je představeno globální rozměření ortogonálních svodů signálu W015. S využitím globálních pravidel byly všechny jednosvodové problémy odstraněny.



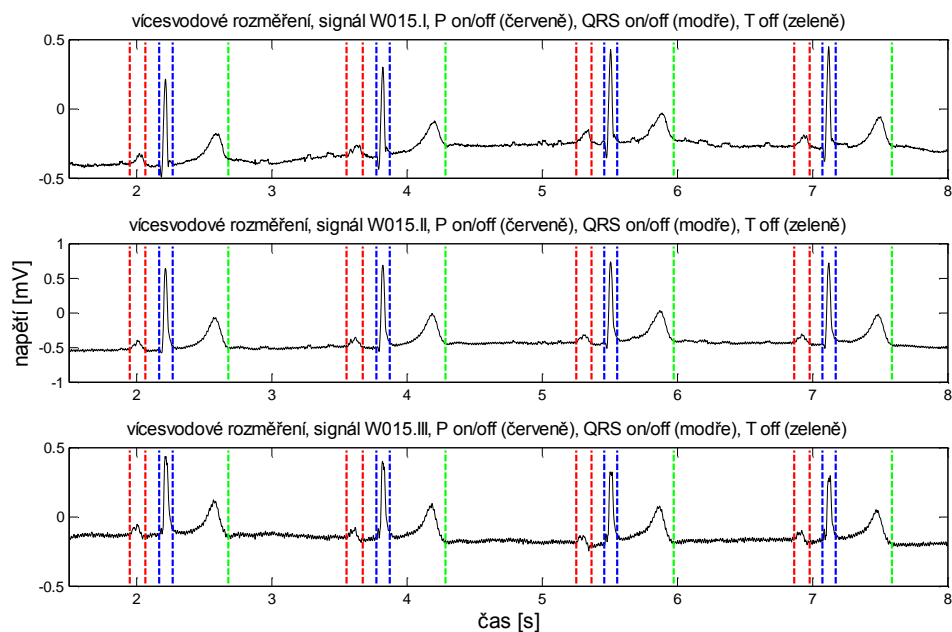
Obr. 9.21: Rozměření signálu W015, globální, svody X, Y a Z.

Ukázka na Obr. 9.22 znázorňuje lokální rozměření Einthovenových svodů signálu W015. Rozměření svodu I je v pořádku. V druhém cyklu svodu II došlo k selhání detekce konce komplexu QRS a tím i konce vlny T. Ve třetím cyklu svodu III byly nepřesně detekovány hranice vlny P.



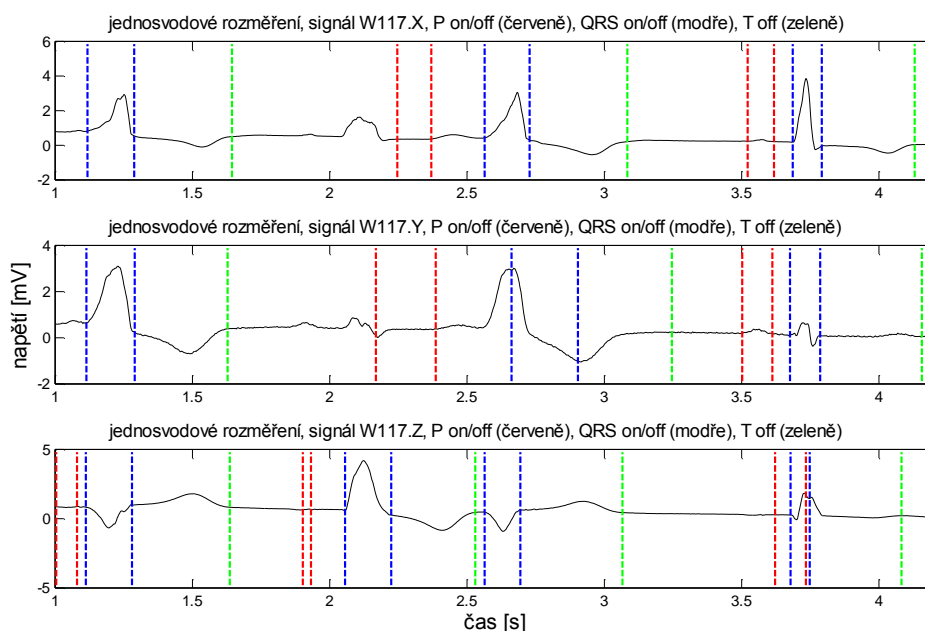
Obr. 9.22: Rozměření signálu W015, lokální, svody I, II a III.

Výsledek globálního rozměření Einthovenových svodů signálu W015 je zobrazen na Obr. 9.23. Chybné detekce v obou problematických cyklech byly opět úspěšně korigovány.



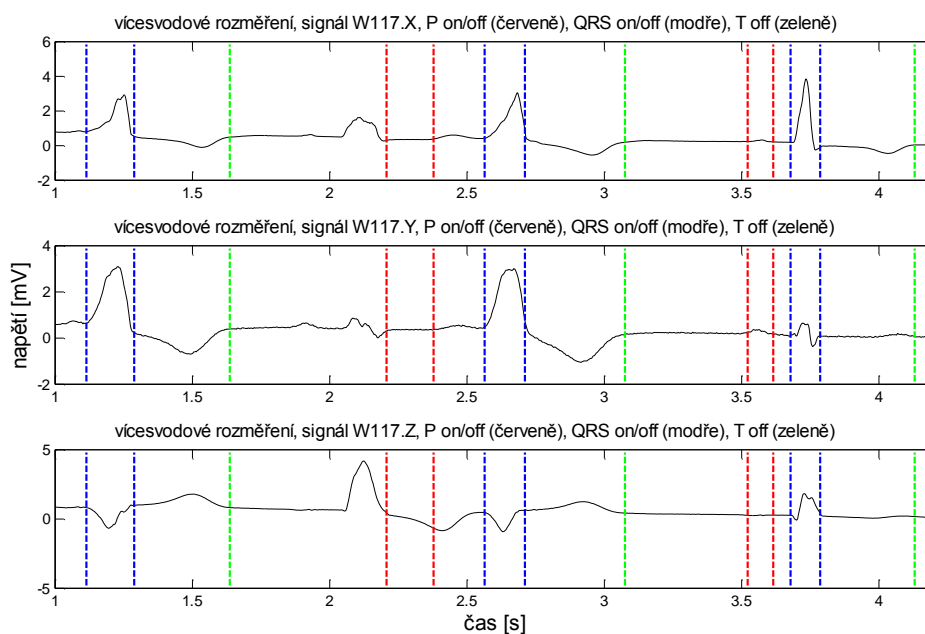
Obr. 9.23: Rozměření signálu W015, globální, svody I, II a III.

Další ukázka na Obr. 9.24 znázorňuje jednosvodové rozměření ortogonálních svodů signálu W117. Z obrázku je patrné mnohonásobné selhání rozměřovacího algoritmu, který se nedokázal v individuálních svodech vypořádat s komplikovanou morfologií komplexů QRS. Na chybnou detekci a rozměření komplexů QRS navazují problémy s detekcí ostatních významných bodů signálu.



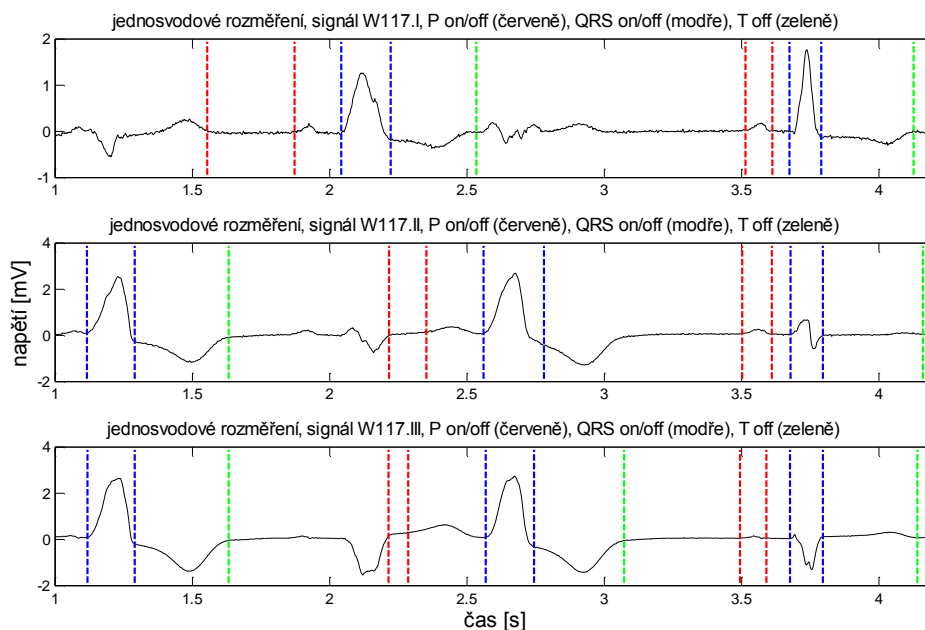
Obr. 9.24: Rozměření signálu W117, lokální, svody X, Y a Z.

Na Obr. 9.21 představen výsledek globálního rozměření ortogonálních svodů signálu W117. Z obrázku je patrné, že globální pravidla neopravila všechny chybné detekce.



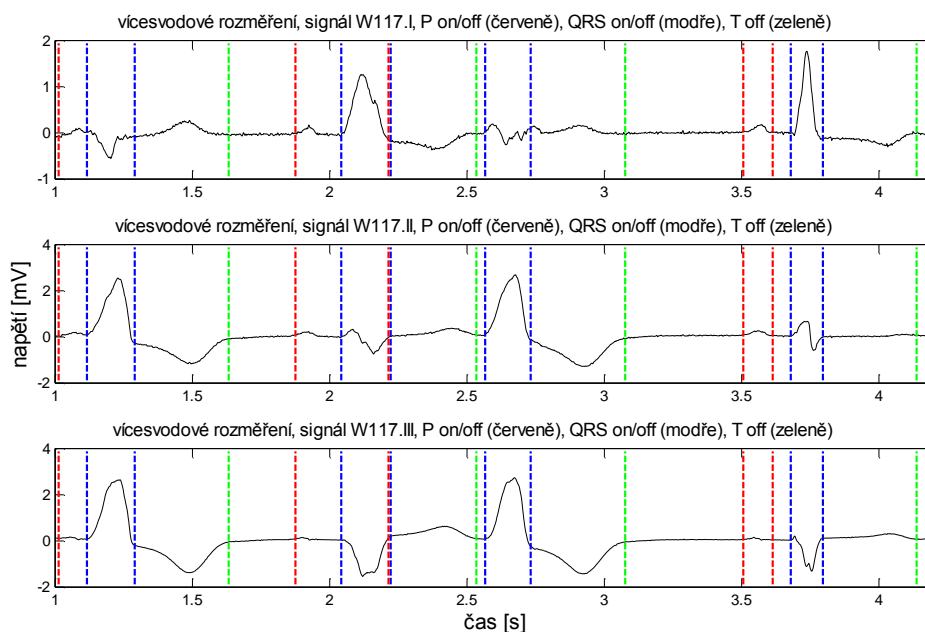
Obr. 9.25: Rozměření signálu W117, globální, svody X, Y a Z.

Ukázka na Obr. 9.26 znázorňuje jednosvodové rozměření Einthovenových svodů signálu W117. Stejně jako v případě ortogonálních svodů rozměrovací algoritmus v četných případech selhává.



Obr. 9.26: Rozměření signálu W117, lokální, svody I, II a III.

Poslední ukázka na Obr. 9.27 znázorňuje globální rozměření Einthovenových svodů signálu W117. V tomto případě se již podařilo spolehlivě detekovat všechny významné body, s výjimkou konce vlny P v druhém cyklu záznamu.



Obr. 9.27: Rozměření signálu W117, globální, svody I, II a III.

Představené ukázky jednosvodového i vícesvodového rozměření pěti vybraných signálů databáze CSE odhalují přednosti i nedostatky navrženého rozměřovacího algoritmu. Silnou stránkou algoritmu je jeho schopnost vypořádat se s komplikovanými morfologiemi komplexů a vln, neboť není vázán žádnými morfologickými pravidly. Cenou za tuto schopnost je častější selhávání detekce významných bodů u jednodušších morfologií, nežli u algoritmů vázaných morfologickými pravidly. Toto selhávání detekce v individuálních svodech však ve většině případů není natolik časté, aby jej globální pravidla nedokázala eliminovat.

Problém s chybovostí detekce v individuálních svodech je také do značné míry dán způsobem ladění rozměřovacího algoritmu. Parametry byly laděny tak, aby chyba mezi naměřenými globálními pozicemi a referenčními globálními pozicemi byla minimální. Na úrovni lokálních pozic žádné ladění neprobíhalo, vzhledem k neexistenci lokálních referenčních pozic u databáze CSE. Globální pravidla tedy v mnoha případech úspěšně maskují problémy s detekcí významných bodů v jednotlivých svodech.

Další silnou stránkou algoritmu je schopnost detekce a rozměření vln, které jsou na hranici rozlišitelnosti pouhým okem. Nejčastěji se jedná o velmi malé vlny P, které jsou v některých případech navíc pohlceny síťovým brumem, či jiným druhem rušení. Algoritmus se osvědčil i v případech, kdy vlna P byla velmi malá ve všech svodech. Globální pravidla ve většině případů eliminovala chybné lokální detekce a globální hranice vlny P byly stanoveny správně.

Hranice schopností rozměřovacího algoritmu jsou stejně jako u detektoru QRS demonstrovány na signálu W117. Zde globální pravidla vzhledem k vysoké chybovosti v jednotlivých svodech nedokázala bezchybně stanovit globální pozice všech významných bodů. Nicméně jedinou chybnou pozici v případě standardních svodů považujeme vzhledem k charakteru signálu za velmi dobrý výsledek.

9.3 VÝSLEDKY TESTOVÁNÍ

Představený rozměřovací algoritmus byl otestován na datové skupině 3 standardní databáze CSE, která je určena pro vývoj algoritmů rozměrování signálů EKG. Skupina obsahuje celkem 125 originálních záznamů EKG délky deset sekund vzorkovaných s frekvencí $f_{vz} = 500$ Hz. Většina záznamů EKG byla snímána současně v 15 svodech (12 standardních a 3 Frankovy), jen některé pouze v 12 standardních svodech.

Datová skupina 3 vícesvodové databáze CSE obsahuje dvě různé sady referenčních pozic významných bodů. První sada referenčních pozic je k dispozici pouze pro každý pátý záznam skupiny. Tyto záznamy byly rozměřeny pěti různými kardiology a referenční hodnoty byly následně stanoveny mediánem z těchto pozic. Druhá sada referenčních pozic je k dispozici pro všechny signály skupiny. Pozice byly stanoveny mediánem z výsledků 14 různých programů. Poznamenejme ještě, že v obou případech jsou referenční pozice k dispozici pouze pro jediný vybraný cyklus záznamu a jsou společné pro všechny svody.

Přestože většina autorů použila k vyhodnocení výkonnosti svého algoritmu referenční hodnoty získané mediánem pozic 5 kardiologů, tak k otestování našeho algoritmu jsme využili mediánové pozice 14 programů. Důvodem k této volbě byl počet dostupných referenčních pozic. Zatímco v prvním případě je k dispozici pouhých 25 referenčních pozic pro každý z pěti významných bodů, v druhém případě je k dispozici hodnot 125. Při použití mediánových pozic kardiologů hrozí tzv. fine-tuning, tedy velmi citlivé nastavení parametrů algoritmu na malé skupině dat. Program s takovými parametry je následně prakticky nepoužitelný, neboť na jiné skupině dat může dosáhnout zcela odlišných výsledků. Naší snahou bylo tomuto jevu zabránit a naopak se snažit o co nejvyšší míru robustnosti navrženého algoritmu.

Autoři ostatních algoritmů se přiklánějí k mediánu kardiologů z obav o korektnost referenčních pozic stanovených programy, což je na jednu stranu pochopitelné, ale výsledky algoritmu Laguna [60] tyto obavy rozptylují. Zmiňovaný algoritmus byl otestován proti oběma skupinám referenčních hodnot, přičemž dosáhl srovnatelných výsledků, viz Tab. 4.4. V obou případech se hodnoty dosažených směrodatných odchylek pohybují v jednotkách milisekund a splňují stanovená kritéria. Pokud by se referenční hodnoty obou skupin významně lišily, nebylo by možné splnit kritéria v obou případech zároveň.

Navržený algoritmus byl otestován separátně na standardních a ortogonálních svodech. V praxi lze také očekávat dostupnost jedné, či druhé skupiny svodů, ale nikoliv obou současně. Většina ostatních algoritmů získávala globální pozice kombinováním výsledků ze všech 15 dostupných svodů.

Z celkového počtu 125 signálů EKG byly z testování vyřazeny signály:

1. s chybějícími referenčními hodnotami,
2. s chybějícími soubory dat,
3. kde rozměřeným cyklem je první, nebo poslední cyklus záznamu.

U některých signálů databáze chybí referenční hodnota u jednoho, či více významných bodů. Tyto signály byly z testování vyřazeny, aby byla zajištěna detekce všech významných bodů na stejném souboru dat. Testování na Frankových svodech nebylo na některých signálech možné provést z důvodu chybějících souborů dat. Posledním důvodem k vyřazení signálů z testování bylo referenční rozměření prvního, nebo posledního cyklu. Navržený algoritmus je schopen detekovat významné body ležící mezi první a poslední vlnou R a není tedy schopen zachytit případnou vlnu P před prvním komplexem QRS a vlnu T za posledním komplexem QRS.

Vyřazením výše zmíněných signálů z testovací skupiny zůstalo k dispozici 98 signálů k otestování algoritmu na Frankových svodech a 101 signálů k otestování algoritmu na standardních svodech.

Výsledky dosažené jednotlivými vývojovými verzemi navrženého rozměřovacího algoritmu na standardních svodech databáze CSE jsou uvedeny v Tab. 9.5.

Tab. 9.5: Výsledky testování jednotlivých verzí rozměřovacího algoritmu na standardních svodech databáze CSE.

verze	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
BIOSIGNAL	Se [%]	N	N	99,19	99,19	N
2008 [105]	$m \pm s$ [ms]	N	N	$0,2 \pm 4,0$	$-0,2 \pm 5,0$	N
EEICT	Se [%]	N	N	99,19	99,19	98,37
2008 [109]	$m \pm s$ [ms]	N	N	$0,4 \pm 4,0$	$-0,3 \pm 5,0$	$2,0 \pm 12,4$
WC	Se [%]	98,17	98,17	99,19	99,19	98,36
2009 [103]	$m \pm s$ [ms]	$1,1 \pm 5,9$	$2,0 \pm 13,5$	$0,4 \pm 4,0$	$-0,2 \pm 5,0$	$0,5 \pm 12,2$
BIOSIGNAL	Se [%]	98,17	98,17	99,19	99,19	98,36
2010 [104]	$m \pm s$ [ms]	$1,4 \pm 6,1$	$1,2 \pm 6,1$	$0,3 \pm 4,0$	$0,8 \pm 4,7$	$-2,2 \pm 12,2$
SOUČASNÁ	Se [%]	98,02	99,01	100	100	100
2010	$m \pm s$ [ms]	$-0,8 \pm 5,7$	$1,1 \pm 6,4$	$1,3 \pm 4,2$	$-1,9 \pm 5,0$	$0,0 \pm 13,8$
kritéria $2s_{CSE}$	[ms]	10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE} , N: neznámé údaje

Spolehlivost detekce každého z pěti významných bodů je vyjádřena dosaženou hodnotou senzitivity Se , zatímco přesnost detekce je vyjádřena průměrnou odchylkou m a směrodatnou odchylkou s . Tyto odchylky jsou stanovovány mezi referenčními a detekovanými pozicemi. Zatímco průměrnou odchylku m je možné snadno korigovat případným přičtením konstanty, velikost dosažené směrodatné odchylky s nám definuje kvalitu navrženého rozměřovacího algoritmu a umožňuje jejich vzájemné srovnávání.

Autoři databáze CSE stanovili pro každý z pěti významných bodů kritérium ve formě dvou směrodatných odchylek $2s_{CSE}$, které by měly algoritmy testované na této databázi splnit. Zatímco autoři v [60], [83], [102] a [111] si kritérium vyložili tak, že algoritmus musí splnit podmínku $s < 2s_{CSE}$ (měkké kritérium), tak autoři v [25] a [94] uvažují kritérium $s < s_{CSE}$ (tvrdé kritérium). Vzhledem k nejednoznačnosti kritéria a rozporu mezi autory budeme dále uvažovat kritéria obě. Pokud algoritmus pro daný bod nesplňuje ani jedno z kritérií, je dosažená hodnota směrodatné odchylky označena červeně, pokud splňuje měkké kritérium, je označena zeleně a pokud splňuje tvrdé kritérium, je označena modře.

Z výsledků testování jednotlivých verzí námi navrženého rozměřovacího algoritmu představených v Tab. 9.5 vyplývá, že již první verze algoritmu představené v roce 2008 na konferenci BIOSIGNAL a studentské soutěži EEICT umožňovaly spolehlivé a přesné rozměření komplexu QRS a následně i vlny T. V případě konce komplexu QRS

a konce vlny T se dokonce podařilo s rezervou splnit přísnější tvrdé kritérium. Verze představená v roce 2009 na světovém kongresu (WC, z angl. World Congress) v Mnichově přidala detekci začátku a konce vlny P, přičemž právě detekce konce vlny P se ukázala být značně problematickou částí algoritmu. Problém spočíval ve vlivu komplexu QRS na vlnu P, který se projevoval v použitém měřítku 41 a v některých případech znemožňoval přesnou detekci konce vlny P. Tento problém se podařilo eliminovat v následující verzi představené v roce 2010 na konferenci BIOSIGNAL. Řešení spočívající v eliminaci komplexu QRS před výpočtem měřítka 41 vedlo ke splnění tvrdého kritéria u konce vlny P.

Současná verze algoritmu dosahuje u čtyřech z pěti bodů o něco horších výsledků, než tomu bylo u předcházející verze. Toto mírné zhoršení v desetinách milisekund je však přijatelnou cenou za výrazné zvýšení robustnosti algoritmu, kterého bylo dosaženo nahrazením komplikovaného pravidla pro výběr globální hodnoty jednoduchým mediánem. Algoritmus splňuje tvrdá kritéria u dvou z pěti bodů a u zbylých tří bodů chybí ke splnění tvrdého kritéria vždy méně než jedna milisekunda. Většinově uznávané měkké kritérium bylo splněno s výraznou rezervou u všech významných bodů.

Výsledky dosažené jednotlivými vývojovými verzemi navrženého rozměrovacího algoritmu na Frankových svodech databáze CSE jsou uvedeny v Tab. 9.6.

Tab. 9.6: Výsledky testování jednotlivých verzí rozměrovacího algoritmu na Frankových svodech databáze CSE.

verze	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
BIOSIGNAL	Se [%]	N	N	N	N	N
2008 [105]	$m \pm s$ [ms]	N	N	N	N	N
EEICT	Se [%]	N	N	N	N	N
2008 [109]	$m \pm s$ [ms]	N	N	N	N	N
WC	Se [%]	97,09	97,09	99,13	99,13	97,37
2009 [103]	$m \pm s$ [ms]	-1,5 ± 10,4	0,4 ± 16,9	1,5 ± 4,4	2,5 ± 6,7	0,9 ± 19,7
BIOSIGNAL	Se [%]	97,09	97,09	99,13	99,13	97,37
2010 [104]	$m \pm s$ [ms]	-3,3 ± 7,9	3,1 ± 14,5	1,3 ± 4,6	2,0 ± 5,6	-5,6 ± 19,1
SOUČASNÁ	Se [%]	98,98	97,96	98,98	98,98	97,96
2010	$m \pm s$ [ms]	1,9 ± 12,8	-1,7 ± 14,4	0,3 ± 6,3	-2,5 ± 6,5	-1,8 ± 16,8
kritéria $2s_{CSE}$	[ms]	10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE} , N: neznámé údaje

První verzi, která byla testována na Frankových svodech, je verze představená na WC 2009. Algoritmus dosahuje na Frankových svodech dle očekávání horších výsledků, než na standardních svodech. V případě rozměření komplexu QRS a vlny T se přesto podařilo s rezervou splnit měkká kritéria. Rozměření vlny P se u Frankových svodů ukázalo být ještě problematičtější, nežli v případě standardních svodů a stanovená kritéria se splnit nepodařilo. Problém s přesnou detekcí začátku vlny P se podařilo odstranit v následující verzi představené na konferenci BIOSIGNAL 2010, nicméně za cenu značně citlivého nastavení algoritmu.

Současná verze algoritmu dosahuje u třech z pěti bodů horších výsledků, než verze předcházející. Výrazné zhoršení je patrné zejména u začátku vlny P. Naopak se podařilo zlepšit detekci konce vlny T o více než dvě milisekundy. Algoritmus je v současné podobě navíc značně robustnější, než v předcházejících verzích. Přestože se na Frankových svodech nepodařilo uspokojivě vyřešit rozměření vlny P, přísná kritéria nebyla splněna o méně než dvě, respektive tři milisekundy.

Přímé srovnání našeho rozměřovacího algoritmu je možné provést pouze s algoritmem Laguna [60], který byl testován proti stejným referenčním hodnotám. Srovnání je provedeno v Tab. 9.7.

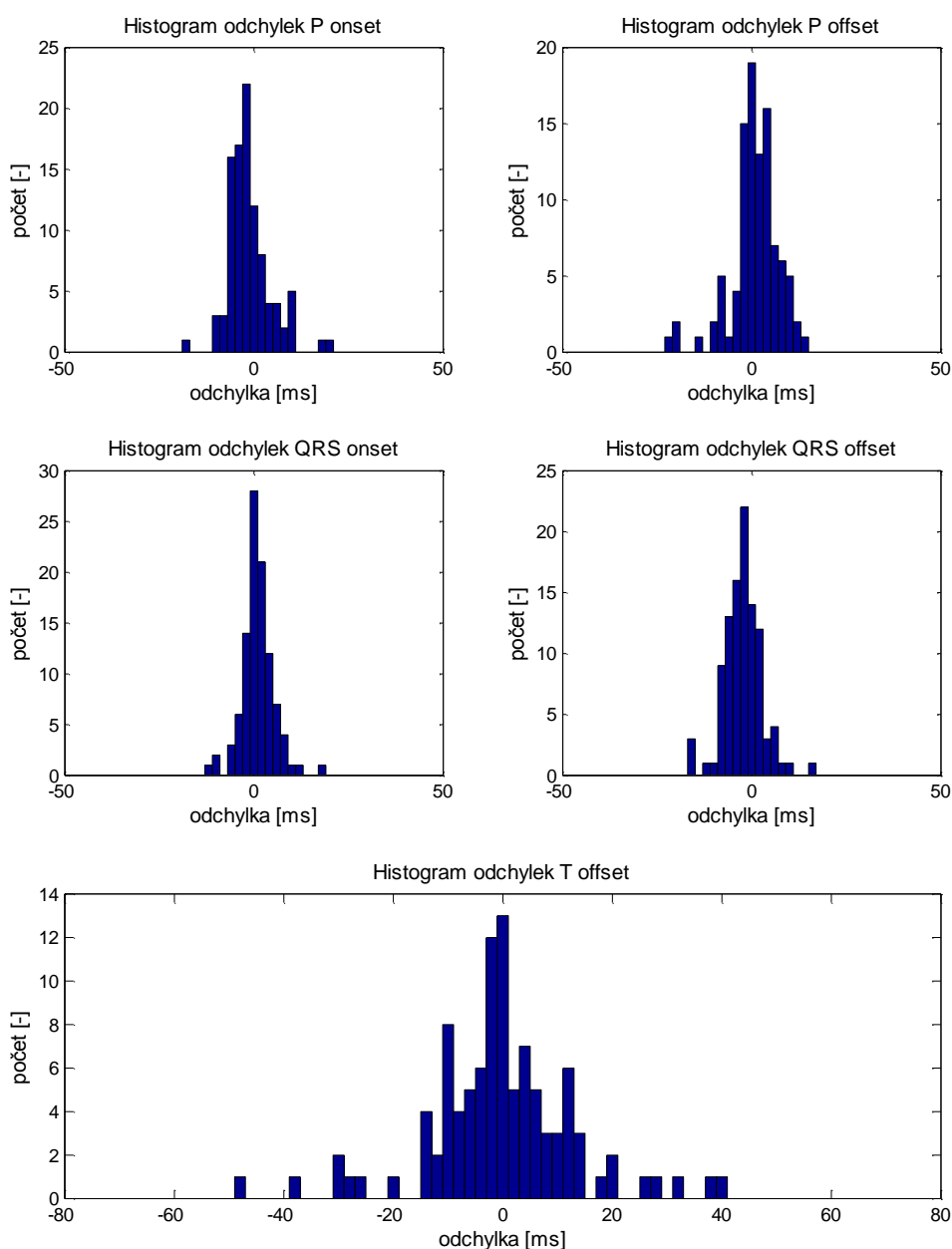
Tab. 9.7: Srovnání výsledků rozměření databáze CSE s algoritmem Laguna [60].

metoda	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
Laguna	počet	111	111	121	121	121
1994 [60]	$m \pm s$ [ms]	-0,1 \pm 5,7	0,5 \pm 8,3	-3,6 \pm 4,2	0,1 \pm 7,7	9,7 \pm 16,5
SOUČASNÁ	počet	101	101	101	101	101
12 svodů	$m \pm s$ [ms]	-0,8 \pm 5,7	1,1 \pm 6,4	1,3 \pm 4,2	-1,9 \pm 5,0	0,0 \pm 13,8
SOUČASNÁ	počet	98	98	98	98	98
3 svody	$m \pm s$ [ms]	1,9 \pm 12,8	-1,7 \pm 14,4	0,3 \pm 6,3	-2,5 \pm 6,5	-1,8 \pm 16,8
kritéria $2s_{CSE}$	[ms]	10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE}

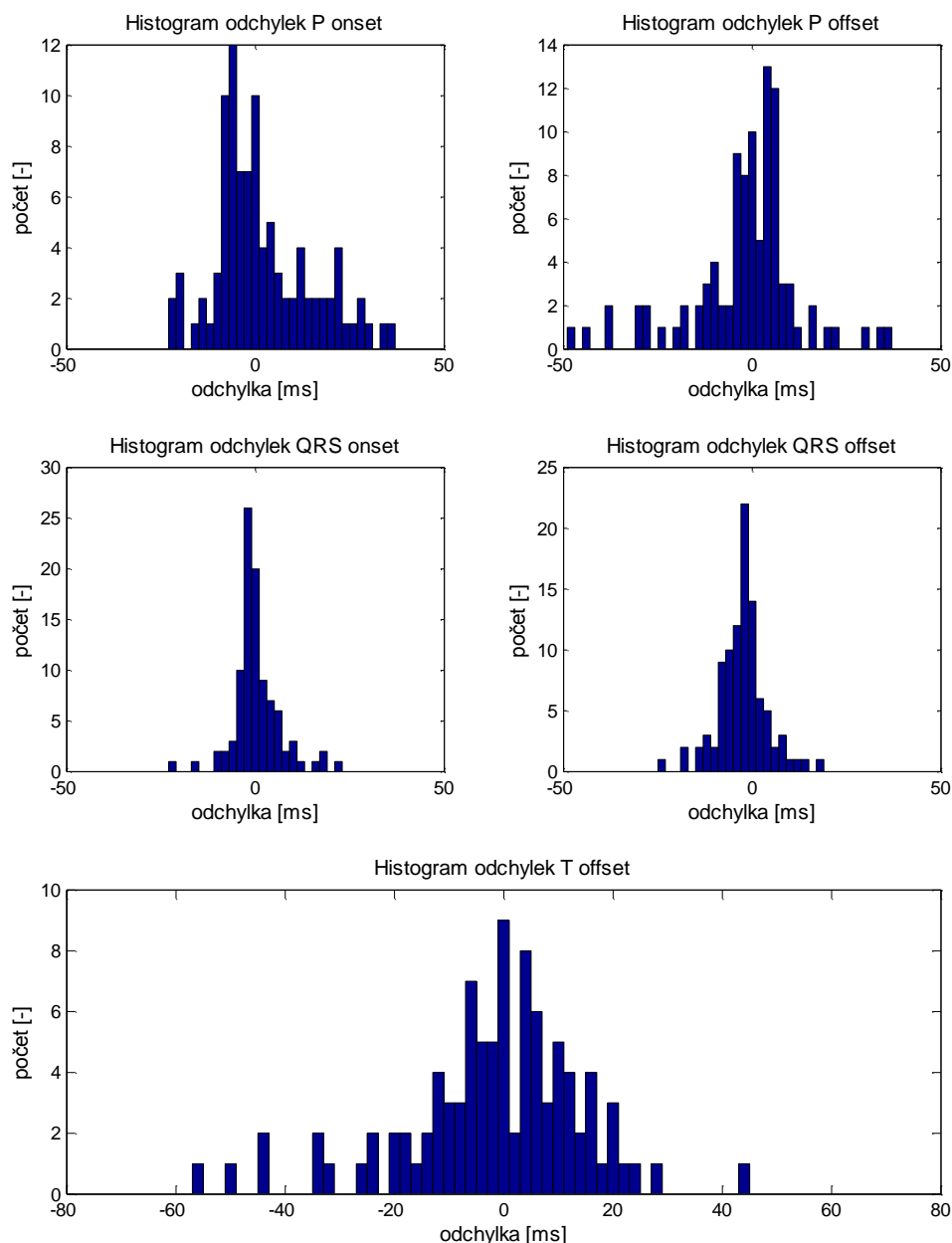
Algoritmus Laguna [60] využívá ke stanovení globální hodnoty všech 15 dostupných svodů a proto je přímé srovnání korektní pouze proti výsledkům dosažených naším algoritmem na 12 standardních svodech. Výsledky na ortogonálních svodech jsou zde uvedeny pouze pro úplnost. Algoritmus Laguna splňuje měkká kritéria u všech významných bodů, ale tvrdá kritéria u žádného. Naš algoritmus dosahuje ve dvou bodech stejných výsledků a ve třech bodech lepších, přičemž ve dvou bodech navíc splňuje tvrdá kritéria.

Kromě přímého srovnání s algoritmem Laguna [60] je možné náš algoritmus orientačně srovnat s algoritmy testovanými proti referenčním hodnotám kardiologů (25 signálů). Z hodnot uvedených v Tab. 4.4 je zřejmé, že z algoritmů schopných detekovat všechny významné body si lépe vede pouze algoritmus Sahambi [83]. V případě detekce vlny T však podává náš algoritmus výrazně lepší výsledek. Ostatní algoritmy dosahují ve srovnání s naším algoritmem obdobných, nebo horších výsledků. Je však nutné zopakovat, že v těchto případech se jedná pouze o orientační srovnání, neboť algoritmy byly testovány na nestejném souboru dat a proti odlišným referenčním hodnotám.



Obr. 9.28: Histogramy odchylek pro standardní svody databáze CSE.

Přestože vypočtené směrodatné odchylky jsou důležité pro vyhodnocení výkonnosti algoritmů a jejich vzájemné srovnávání, mohou skrýt některé nedostatky algoritmů. Z tohoto důvodu jsou na Obr. 9.28 vyneseny histogramy odchylek mezi detekovanými a referenčními hodnotami pro všechny významné body z testování algoritmu na standardních svodech.



Obr. 9.29: Histogramy odchylek pro Frankovy svody databáze CSE.

Na Obr. 9.29 jsou potom zobrazeny histogramy odchylek pro všechny významné body z testování algoritmu na Frankových svodech.

Histogramy odchylek nejsou používány jako standardní ukazatel výkonnosti rozměrovacích algoritmů, ale mohou významnou měrou ulehčit práci při jejich vývoji a zejména ladění. Zatímco průměrná a směrodatná odchylka popisují přesnost detekce významného bodu dvěma hodnotami, tvar histogramu může pomoci odkrýt skryté nedostatky algoritmu. Kritériem pro vizuální hodnocení histogramu byla tvarová blízkost normálnímu rozdělení pravděpodobnosti, které je jednovrcholové, symetrické okolo střední hodnoty a jeho hustota pravděpodobnosti má zvonovitý tvar. V mnoha případech histogramy odhalily nevhodné nastavení parametrů algoritmu projevující se vznikem více vrcholů, či nesymetrickým rozložením hodnot odchylek.

Histogramy na Obr. 9.28 a Obr. 9.29 odpovídají poslední verzi algoritmu a doplňují dosažené hodnoty průměrných a směrodatných odchylek. Rozložení hodnot je ve všech případech symetrické se středem symetrie blízkým nule a tvarově blízké zvonovitému tvaru hustoty pravděpodobnosti normálního rozdělení. Výjimku tvoří histogramy odchylek začátku a konce vlny P v případě Frankových svodů, kde se zejména u začátku vlny P projevuje určitá nesymetrie rozložení hodnot. Histogramy tedy dokládají problém algoritmu s rozměření těchto významných bodů.

Kromě výkonnosti detekce, posuzované na základě dosažených hodnot senzitivit a směrodatných odchylek u jednotlivých významných bodů, lze u algoritmu posuzovat ještě výkonnost časovou. Přestože tento aspekt v době výkonných počítačů ustupuje stále více do pozadí, zůstává důležitým v případech online monitorování, nebo při analýze velkého množství dat. Časově efektivnější algoritmus je také jednodušší dále vyvíjet a zlepšovat, vzhledem k možnosti využití automatického ladění parametrů na kompletních databázích signálů. Časy potřebné k rozměření ortogonálních a standardních svodů databáze CSE jsou uvedeny v Tab. 9.8.

Tab. 9.8: Časy potřebné k rozměření svodů standardní databáze CSE.

svody	ortogonální	standardní
čas [s]	5,84	20,66

Procesor: Intel® Core™2 Quad Q8200 2,33GHz, RAM: 8 GB, SYSTÉM: Windows 7 Professional 64bit

Z hodnot v tabulce vyplývá, že algoritmus je schopen rozměřit ortogonální svody databáze CSE za necelých 6 sekund a standardní svody databáze CSE za necelých 21 sekund. Této rychlosti bylo dosaženo nahrazením matlabovské funkce *cwt* přímou konvolucí signálu s příslušně roztaženými reverzními vlnkami. Vzhledem k tomu, že autoři ostatních rozměrovacích algoritmů neuvádějí konkrétní časové nároky svých algoritmů, nelze algoritmy z tohoto pohledu vzájemně srovnat. Lze však říci, že vzhledem k velmi nízkým hodnotám dosažených časů je navržený algoritmus rychlý a vhodný i pro online monitorování, nebo analýzu velkého množství signálů. Rozměření signálů je pro zajímavost přibližně 6x pomalejší, než samotná detekce komplexů QRS.

9.4 ZÁVĚR

V této kapitole byl představen inovativní přístup k rozměřování vícesvodových signálů EKG. Navržený algoritmus využívá numerickou realizaci spojitě vlnkové transformace, vhodnou volbu mateřské vlnky a použitých měřitek, sadu pravidel s parametry laděnými na kompletní databázi signálů a shlukovou analýzu. Samotná vlnková transformace byla pro použitá měřítka realizována konvolucí signálu EKG s příslušně roztaženou reverzní mateřskou vlnkou. Tento přístup vedl k omezení vlivu přechodových jevů na okrajích záznamů a ke zrychlení celého algoritmu.

Při realizaci algoritmu se podařilo vyřešit celou řadu problémů, přičemž zejména dva z nich stojí za zmínku. Prvním problémem byla malá přesnost detekce konce vlny P, která byla způsobena vlivem komplexu QRS na tento bod v použitém měřítku 41. Problém se podařilo elegantně odstranit nahrazením komplexu QRS lineární interpolací mezi první a poslední hodnotou komplexu a následným vypočtením měřítka. Tímto způsobem se podařilo vliv komplexu QRS na detekci konce vlny P výrazně omezit.

Druhým problémem byla snaha o využití jediné verze algoritmu k rozměřování libovolného počtu svodů. Pravidla pro výběr optimální globální hodnoty byla pro ortogonální a standardní svody různá, přičemž pravidlo pro jiný počet svodů neexistovalo. Nakonec se podařilo nalézt takové hodnoty parametrů algoritmu, při kterých je možné pro výběr globální hodnoty využívat jednoduchého mediánu. Náhradou specializovaných a citlivých výběrových pravidel obecným a jednoduchým mediánem výrazně vzrostla robustnost rozměřovacího algoritmu. Vzhledem k obecnosti výběrového pravidla je nyní také možné rozměřit signál na základě libovolného počtu svodů, přičemž s rostoucím počtem analyzovaných svodů roste i přesnost rozměření významných bodů.

Rozměřovací algoritmus byl otestován separátně na Frankových a standardních svodech databáze CSE. Na Frankových svodech se hodnota dosažené senzitivity detekce významných bodů pohybovala v rozmezí 97-99 %. Algoritmus dále splnil měkká kritéria stanovená autory databáze pro tři z pěti bodů. Výrazně lépe si algoritmus dle očekávání vedl na standardních svodech, kde se dosažená hodnota senzitivity detekce pohybovala v rozmezí 98-100 %. Dosažené směrodatné odchylky splnily měkká kritéria ve všech bodech a dokonce byla ve dvou bodech splněna i kritéria tvrdá. Jediný přímo srovnatelný algoritmus nesplnil tvrdé kritérium v žádném bodě.

Navržený algoritmus lze považovat za vhodný zejména k rozměřování komplexů QRS a detekci konce vlny T. Detekce hranic vlny P je spolehlivá jen v případě standardních svodů. Detekované pozice významných bodů lze přímo využít jako vstupní data pro algoritmy analýzy intervalů QT, případně komplexnějších algoritmů pro automatické hodnocení EKG.

10 TRANSFORMACE SVODŮ

Na základě výsledků testování algoritmu detekce komplexů QRS a rozměrovacího algoritmu na standardní databázi CSE je možné říci, že je dosahováno výrazně lepších výsledků na 12 standardních svodech, než na 3 ortogonálních svodech. Oba nejznámější svodové systémy jsou obvykle považovány z hlediska obsažené informace za rovnocenné. V praxi se však ukazuje, že redundantní standardní 12svodový systém je pro potřeby automatické analýzy výhodnější. Pokud uvážíme tyto skutečnosti, nabízí se otázka, jestli je možné a výhodné pro potřeby detekce QRS a rozměření EKG transformovat 3 ortogonální svody na 12 standardních svodů a detekované pozice následně promítnout zpět do původních ortogonálních svodů. Odpovědi na tuto otázku je věnována tato kapitola.

10.1 PŘEHLED VÝZNAMNÝCH METOD

Oblasti elektrokardiografie, která se zabývá syntézou standardního 12svodového EKG z omezeného počtu svodů, je v posledních letech věnována značná pozornost, o čemž svědčí celá řada článků z posledních let, například [45], [37] a [24]. Hlavním cílem této snahy je možnost využití menšího počtu elektrod pro získání stejné informace. Postupem času vznikla celá řada systémů s omezeným počtem svodů, jejichž přehled byl představen v [37] a je uveden v Tab. 10.1.

Tab. 10.1: Svodové systémy s omezeným počtem svodů.

autoři (rok)	nezávislé svody	počet snímacích míst
EASI Dower (1988) [30]	3 bipolární	4
Nelwan (2004) [76]	2 bipolární + 2 unipolární	5
Wei (2002) [112]	2 bipolární + 2 unipolární	5
Drew (2002) [31]	2 bipolární + 2 unipolární	5
Robertson (2002) [81]	2 sady 3 bipolárních	4

Standardní 12svodové EKG je následně získáno transformací omezeného počtu svodů, kterou je možné vyjádřit rovnicí

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{O}, \quad (10.1)$$

kde \mathbf{S} je matice obsahující hodnoty standardních svodů, \mathbf{M} je transformační matice a \mathbf{O} je matice obsahující hodnoty omezeného počtu svodů. Řádky matic \mathbf{S} a \mathbf{O} odpovídají jednotlivým svodům příslušného svodového systému.

Kromě transformace z omezeného počtu svodů na standardní svody je možné provádět transformaci i v opačném směru. Transformační matici je pro tento účel nutné přepočítat dle vztahu

$$\mathbf{I} = (\mathbf{M}^T \cdot \mathbf{M})^{-1} \cdot \mathbf{M}^T, \quad (10.2)$$

kde \mathbf{I} je požadovaná transformační matice. Samotná transformace je potom vyjádřena rovnicí

$$\mathbf{O} = \mathbf{I} \cdot \mathbf{S}. \quad (10.3)$$

Z transformačních rovnic vyplývá, že se jedná o lineární transformace. Prakticky to znamená, že každý z výstupních svodů transformace je možné vyjádřit lineární kombinací vstupních svodů.

V další části kapitoly se zaměříme pouze na transformace mezi ortogonálními a standardními svody. Zřejmě první a zcela určitě nejznámější transformační metodu mezi zmíněnými svodovými systémy představil Dower již v roce 1968 [27]. Metodu dále rozvíjí v člancích [29] a [28]. Dowerova transformační matice, uvedená v Tab. 10.2, je odvozena s využitím geometrických transformací z modelu torza, který představil Frank v [40]. Matice realizuje transformaci ortogonálních svodů na standardní svody.

Tab. 10.2: Dowerova transformační matice.

svody	X	Y	Z
I	0,6320	-0,2350	0,0590
II	0,2350	1,0660	-0,1320
III	-0,3970	1,3010	-0,1910
aVR	-0,4340	-0,4150	0,0370
aVL	0,5150	-0,7680	0,1250
aVF	-0,0810	1,1840	-0,1620
V1	-0,5150	0,1570	-0,9170
V2	0,0440	0,1640	-0,1390
V3	0,8820	0,0980	-1,2770
V4	1,2130	0,1270	-0,6010
V5	1,1250	0,1270	-0,0860
V6	0,8310	0,0760	0,2300

Přestože pro syntézu ortogonálních svodů ze standardních byla představena celá řada metod, například [63], nejpoužívanější je metoda využívající inverzní Dowerovy transformační matice [32].

Dowerova transformace je typickým zástupcem skupiny deterministických transformačních přístupů. Zástupcem skupiny statistických přístupů je transformační metoda představená Dawsonem v [24]. Transformační matice je získána statisticky s využitím metody nejmenších čtverců a lineární afinní transformace, která považuje

výstupní svod za součet konstanty a lineární kombinace vstupních svodů. Použitá afinní transformace umožňuje kompenzovat některá konstantní zkreslení, jakým je například posun nulové izolinie. Autoři představili dvě různé transformační matice pro zdravé pacienty (**HC**, z angl. Health Control) a pro pacienty se srdečním onemocněním (**MI**, z angl. Myocardial Infarction), které jsou zobrazeny v Tab. 10.3.

Tab. 10.3: Dawsonovy transformační matice **HC** a **MI**.

svody	Dawson HC			Dawson MI		
	X	Y	Z	X	Y	Z
I	0,5142	-0,0582	-0,0948	0,7998	-0,1600	0,0634
II	0,2211	0,9545	-0,0454	0,2647	0,8977	-0,0285
III	-0,2932	1,0127	0,0494	-0,5351	1,0576	-0,0919
aVR	-0,3676	-0,4481	0,0701	-0,5322	-0,3688	-0,0175
aVL	0,4037	-0,5354	-0,0721	0,6674	-0,6088	0,0777
aVF	-0,0360	0,9836	0,0020	-0,1352	0,9776	-0,0602
V1	-0,4500	-0,1448	-0,8010	-0,5325	-0,3213	-0,9793
V2	-0,1905	-0,3183	-1,7516	0,0010	-0,6852	-1,7674
V3	0,3532	-0,0945	-1,6875	0,5269	-0,3857	-1,8725
V4	1,0004	0,0569	-0,9643	1,0550	-0,1265	-1,2897
V5	1,0996	0,3009	-0,2366	1,1306	0,1941	-0,2893
V6	0,8619	0,2574	0,1077	0,8176	0,3113	0,1049

Výše popsané transformační metody a matice se snaží z ortogonálních svodů získat co nejpresnější reprezentaci standardních svodů. Z pohledu naší snahy o zlepšení výsledků detektoru QRS a rozměrovacího algoritmu na ortogonálních svodech se však nabízí otázka, jestli je právě transformace na standardní svody nejvýhodnější možnou. Lepší výsledky navržených algoritmů na standardních svodech mohou být důsledkem redundantní formy zprostředkování informace a výrazně vyššího počtu svodů, který umožňuje snáze eliminovat případné nedostatky algoritmů.

Abychom tuto hypotézu otestovali, zařadili jsme do testování také námi vytvořenou Gaussovu transformační matici. Matice má rozměry 100x3, přičemž její hodnoty byly vygenerovány pseudonáhodným generátorem s normálním rozdělením pravděpodobnosti. Získané svody jsou náhodnými lineárními kombinacemi ortogonálních svodů. Transformace Gaussovou maticí je extrémním případem, neboť se nejedná o transformaci na konkrétní svodový systém, nýbrž o pouhé náhodné navýšení redundance. Pro testování vlivu počtu svodů na spolehlivost detektoru a rozměrovacího algoritmu jsme z celkového počtu 100 svodů použili vždy pouze potřebný počet.

10.2 DETEKCE KOMPLEXŮ QRS

Námi navržený detektor komplexů QRS jsme opět otestovali na datové skupině 3 vícesvodové standardní databáze CSE, aby bylo možné dosažené výsledky přímo srovnat s výsledky získanými dřívějším testováním na originálních svodech databáze. Detektor byl otestován na svodech získaných různými transformačními maticemi z originálních ortogonálních svodů databáze. Výsledky dosažené na originálních i transformovaných svodech databáze CSE jsou srovnány v Tab. 10.4.

Tab. 10.4: Výsledky detektoru QRS na transformovaných svodech databáze CSE.

typ svodů	počet svodů	<i>Se</i> [%] lokální	<i>P</i> ⁺ [%] lokální	<i>Se</i> [%] globální	<i>P</i> ⁺ [%] globální
Ortogonalní	3	99,46	99,39	99,63	99,93
Standardní	12	99,29	99,35	99,93	100
Dower	12	99,34	99,08	99,78	99,93
DawsonHC	12	99,35	99,45	99,93	99,93
DawsonMI	12	99,51	99,25	99,78	99,93
Gauss	12	99,48	99,46	99,93	99,93
Gauss	100	99,39	99,24	99,93	99,93

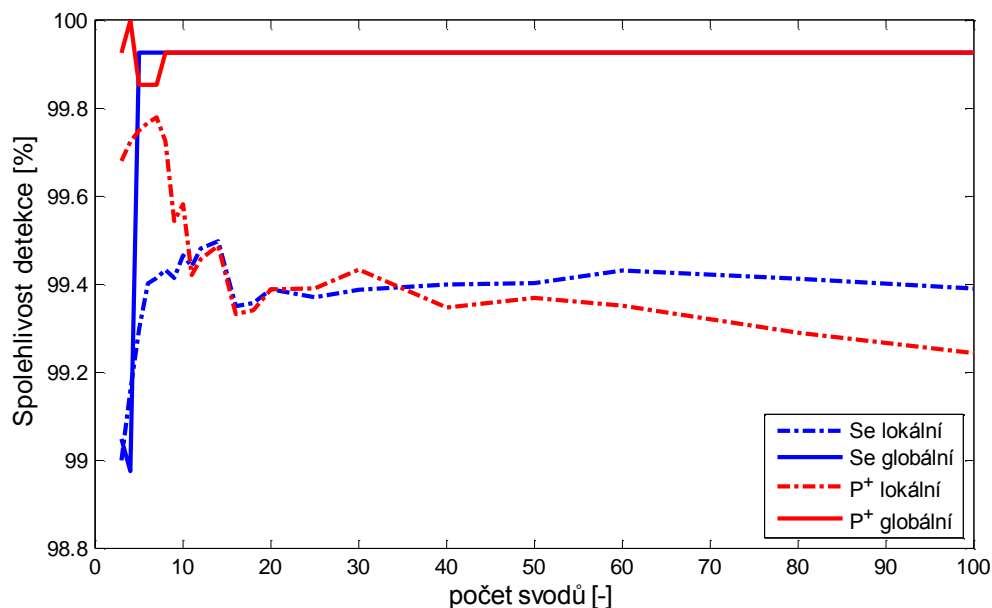
Se (sensitivity): senzitivita detekce, *P*⁺ (positive predictivity): pozitivní prediktivita, červeně: zhoršení oproti ortogonálním svodům, zeleně: zlepšení oproti ortogonálním svodům

Tabulkové hodnoty umožňují porovnat dosažené lokální i globální hodnoty senzitivity detekce *Se* a pozitivní prediktivity *P*⁺. Červeně jsou vyznačeny hodnoty, u nichž došlo ke zhoršení v porovnání s ortogonálními svody a zeleně naopak hodnoty, u nichž došlo ke zlepšení.

Lokální hodnoty jsou v tabulce uvedeny víceméně pouze pro zajímavost, neboť detekované lokální pozice není možné promítnout zpět do původních ortogonálních svodů a z pohledu detektoru QRS pro ně tedy není žádné přímé využití. Dosažené lokální hodnoty *Se* a *P*⁺ jsou ve všech případech nad hranicí 99 %, přičemž v některých případech dokonce došlo ke zlepšení oproti ortogonálním svodům. Zajímavý je zejména výsledek na 12 svodech získaných maticí Gauss, kde došlo ke zlepšení obou sledovaných lokálních parametrů.

Na základě dosažených globálních hodnot je možné konstatovat jednoznačně vyšší spolehlivost detekce na transformovaných svodech, než na původních ortogonálních svodech. Zatímco hodnota *P*⁺ zůstala ve všech případech stejná, hodnota *Se* ve všech případech vzrostla. Překvapivý může být zejména výsledek na svodech získaných maticí Gauss, kde *Se* a *P*⁺ dosáhly hodnoty 99,93 %.

Závislost spolehlivosti našeho detektoru QRS na počtu použitých svodů získaných transformační maticí Gauss je zobrazena na Obr. 10.1.



Obr. 10.1: Výsledky detektoru QRS na databázi CSE po transformaci maticí Gauss.

Testování proběhlo v rozsahu od 3 do 100 svodů. Průběhy lokálních hodnot Se a P^+ lze považovat za ustálené od počtu 20 a více svodů. Hodnoty v rozsahu 99,2 % až 99,5 % potvrzují spolehlivost jednosvodového detektoru dosaženou na originálních svodech databáze CSE. Svody získané náhodnou lineární kombinací ortogonálních svodů se z hlediska spolehlivosti lokální detekce ukazují být stejně vhodné, jako originální svody.

Důležitější průběhy globálních hodnot Se a P^+ lze považovat za ustálené od počtu osmi a více svodů. Při tomto počtu svodů vícesvodový detektor dosáhl hodnot 99,93 % a vyšší počet svodů již tyto hodnoty neovlivnil. Počet osmi svodů nelze považovat za obecně optimální, neboť testování proběhlo na svodech získaných jedinou realizací transformační matice Gauss. Konstantní a vysoké hodnoty Se a P^+ od určitého počtu svodů ale potvrzují možnost využití náhodných transformačních matic pro zvýšení spolehlivosti detekce globálních pozic komplexů QRS.

Vzhledem k výsledkům testování detektoru na transformovaných svodech databáze CSE je možné prohlásit, že pro potřeby globální detekce komplexů QRS na ortogonálních svodech je výhodné tyto svody transformovat na vyšší počet svodů. Na základě dosavadních výsledků se jako vhodný počet svodů jeví 12. Dále se prokázalo, že typ použité transformační matice nehraje zásadní roli a je možné použít i matici hodnot s normálním rozdělením pravděpodobnosti. Důležitější je tedy samotné navýšení redundance a počtu svodů, nežli zvolený transformační přístup. Transformace na 12 standardních svodů je tedy výhodná právě kvůli výhodnému počtu svodů a nikoliv kvůli jejich tvarovému průběhu.

10.3 ROZMĚŘENÍ SIGNÁLŮ EKG

Námi navržený algoritmus pro rozměřování signálů EKG jsme opět otestovali na datové skupině 3 vícesvodové standardní databáze CSE, aby bylo možné dosažené výsledky přímo srovnat s výsledky získanými dřívějším testováním na originálních svodech databáze. Rozměřovací algoritmus byl otestován na svodech získaných různými transformačními maticemi z originálních ortogonálních svodů databáze. Výsledky dosažené na ortogonálních, standardních i transformovaných svodech databáze CSE jsou pro srovnání přehledně zobrazeny v Tab. 10.5.

Tab. 10.5: Výsledky rozměření transformovaných svodů databáze CSE.

svody	parametry	začátek P	konec P	začátek QRS	konec QRS	konec T
Ortogonalní 3	Se [%]	98,98	97,96	98,98	98,98	97,96
	$m \pm s$ [ms]	$1,9 \pm 12,8$	$-1,7 \pm 14,4$	$0,3 \pm 6,3$	$-2,5 \pm 6,5$	$-1,8 \pm 16,8$
Standardní 12	Se [%]	98,02	99,01	100	100	100
	$m \pm s$ [ms]	$-0,8 \pm 5,7$	$1,1 \pm 6,4$	$1,3 \pm 4,2$	$-1,9 \pm 5,0$	$0,0 \pm 13,8$
Dower 12	Se [%]	100	98,97	100	98,97	98,97
	$m \pm s$ [ms]	$-1,3 \pm 8,6$	$0,0 \pm 9,9$	$0,5 \pm 6,0$	$-2,3 \pm 4,5$	$-0,3 \pm 13,2$
DawsonHC 12	Se [%]	100	96,88	100	100	100
	$m \pm s$ [ms]	$1,3 \pm 9,3$	$0,9 \pm 9,4$	$0,7 \pm 4,8$	$-1,7 \pm 6,7$	$-1,0 \pm 15,2$
DawsonMI 12	Se [%]	100	97,94	100	100	97,94
	$m \pm s$ [ms]	$1,6 \pm 9,6$	$0,6 \pm 10,6$	$0,9 \pm 5,4$	$-2,0 \pm 6,3$	$-1,6 \pm 14,1$
Gauss 12	Se [%]	100	98,89	100	98,89	97,78
	$m \pm s$ [ms]	$0,6 \pm 11,7$	$-2,0 \pm 12,0$	$-0,5 \pm 5,3$	$-1,9 \pm 4,5$	$-5,0 \pm 17,0$
Gauss 100	Se [%]	100	98,89	100	98,89	100
	$m \pm s$ [ms]	$0,8 \pm 9,6$	$0,1 \pm 10,0$	$0,1 \pm 4,9$	$-1,6 \pm 3,8$	$-2,3 \pm 14,1$
kritéria $2s_{CSE}$ [ms]		10,2	12,7	6,5	11,6	30,6

m : průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, s : směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, $2s_{CSE}$: maximální povolená směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi, červeně: nesplnění kritéria $2s_{CSE}$, zeleně: splnění kritéria $2s_{CSE}$, modře: splnění kritéria s_{CSE}

Z dosažených hodnot senzitivity detekce Se vyplývá, že spolehlivost detekce významných bodů je vyšší na transformovaných svodech, než na původních ortogonálních svodech. Spolehlivost detekce na transformovaných svodech je srovnatelná se spolehlivostí na 12 standardních svodech. Zajímavé mohou být zejména hodnoty senzitivity detekce významných bodů dosažené na svodech získaných transformační maticí Gauss, které jsou v některých případech dokonce vyšší, než na 12 standardních svodech.

Dále je možné srovnávat hodnoty průměrných odchylek m mezi referenčními a detekovanými pozicemi. Z tabulkových hodnot vyplývá, že hodnoty průměrných odchylek dosažené na transformovaných svodech jsou srovnatelné s průměrnými odchylkami na ortogonálních a standardních svodech. Hodnoty průměrných odchylek m však mají omezený význam, neboť v případě potřeby je lze snadno kompenzovat přičtením konstantní hodnoty. Na druhou stranu lze z rozložení průměrných odchylek kolem nulových hodnot usoudit, že parametry rozměřovacího algoritmu jsou nastaveny vhodně. V případě našeho algoritmu nebyla korekce přičtením konstanty nikdy nutná.

Nejdůležitějším parametrem pro srovnání výsledků rozměřovacího algoritmu dosažených na originálních a transformovaných svodech databáze CSE jsou hodnoty směrodatných odchylek s mezi referenčními a detekovanými pozicemi. Z dosažených hodnot směrodatných odchylek vyplývá, že přesnost rozměření signálů EKG je vyšší na transformovaných svodech databáze, než na svodech ortogonálních.

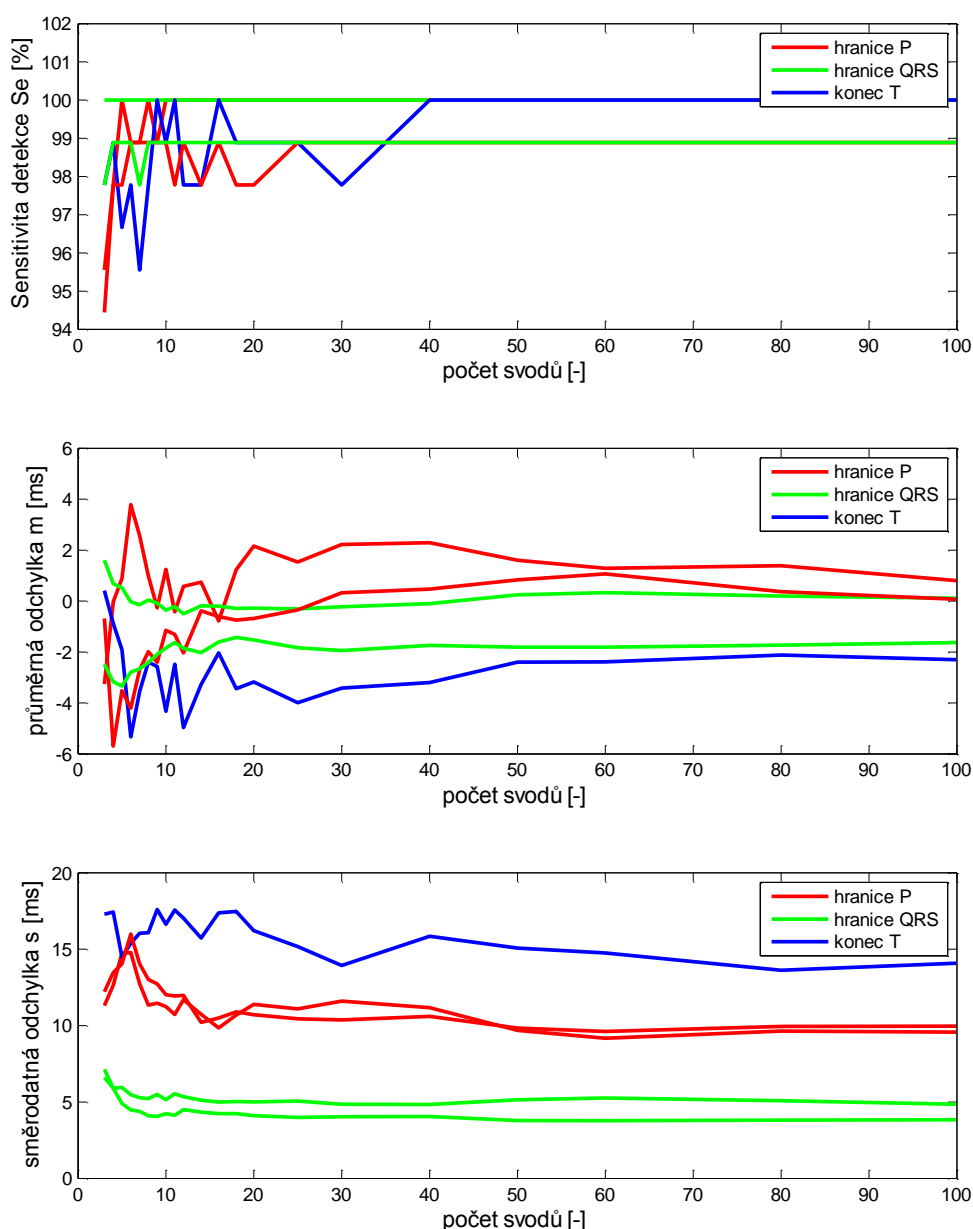
V případě ortogonálních svodů rozměřovací algoritmus nesplnil tvrdé kritérium u žádného z významných bodů a u dvou bodů dokonce ani měkké kritérium. Na transformovaných svodech splnil rozměřovací algoritmus měkké kritérium u všech významných bodů a tvrdé kritérium u jednoho až dvou bodů. Jedinou výjimkou je rozměření 12 svodů získaných transformační maticí Gauss, kde v případě začátku vlny P rozměřovací algoritmus nesplnil ani měkké kritérium. Nicméně i na těchto svodech byla přesnost rozměření vyšší, než na svodech ortogonálních.

Pokud srovnáme přesnost rozměření významných bodů na transformovaných svodech a na 12 standardních svodech můžeme konstatovat, že je srovnatelná u hranic komplexu QRS a konce vlny T. Detekce hranic vlny P je spolehlivější na 12 standardních svodech.

Závislost spolehlivosti a přesnosti našeho rozměřovacího algoritmu na počtu použitých svodů získaných transformační maticí Gauss je zobrazena na Obr. 10.2. Testování rozměřovacího algoritmu proběhlo v rozsahu od 3 do 100 svodů. Průběhy senzitivity detekce Se , průměrné odchylky m a směrodatné odchylky s lze považovat za ustálené od počtu 40 až 50 svodů. Vyšší počet svodů již dosažené hodnoty ovlivňuje pouze minimálně. Počet 50 svodů nelze považovat za obecně optimální, neboť testování proběhlo na svodech získaných jedinou realizací transformační matice Gauss. Ustálení průběhů Se na vysokých hodnotách a průběhů m a s na nízkých hodnotách, při určitém počtu svodů, potvrzuje možnost využití náhodných transformačních matic pro zvýšení spolehlivosti a přesnosti detekce globálních pozic významných bodů.

Na základě výsledků dosažených při testování rozměřovacího algoritmu na transformovaných svodech databáze CSE je možné prohlásit, že pro potřeby spolehlivé a přesné detekce významných bodů na ortogonálních svodech je výhodné tyto svody transformovat na vyšší počet svodů. Testování dále odhalilo, že transformace na 12 standardních svodů je z hlediska přesnosti rozměření výhodnějším řešením, než transformace na 12 svodů s využitím náhodné transformační matice. Typ použité transformační matice je tedy u rozměřování významnějším faktorem, než u detekce

komplexů QRS. Využití matice hodnot s normálním rozdělením pravděpodobnosti je také možné, ale pro dosažení srovnatelných výsledků je nutné použít výrazně vyšší počet svodů. Vhodným počtem se zdá být 50 svodů. Z tabulkových hodnot také vyplývá, že na spolehlivost a přesnost detekce významných bodů má větší vliv samotné navýšení redundance a počtu svodů, než zvolený transformační přístup. Typ použité transformační matice je nezanedbatelným, ale druhořadým faktorem. Na transformovaných svodech se podařilo splnit stejná kritéria databáze CSE, jako na originálních standardních svodech, což bylo naším cílem.



Obr. 10.2: Výsledky rozměření databáze CSE po transformaci maticí Gauss.

10.4 ZÁVĚR

V této kapitole byly představeny nejznámější přístupy transformace svodů jednoho svodového systému na svody jiného svodového systému, přičemž zvláštní pozornost byla věnována metodám transformace ortogonálních svodů na standardní svody. Tři vybrané transformační techniky byly následně využity k transformaci ortogonálních svodů databáze CSE na 12 standardních svodů. Dále byly ortogonální svody transformovány s využitím matice hodnot s normálním rozdělením pravděpodobnosti na 100 svodů, které jsou náhodnými lineárními kombinacemi ortogonálních svodů.

V další části kapitoly jsme testovali navržený detektor QRS a rozměrovací algoritmus na transformovaných svodech a porovnávali dosažené výsledky s výsledky získanými na ortogonálních a standardních svodech databáze CSE. Výsledkem testování algoritmů je jednoznačný závěr, že pro potřeby detekce komplexů QRS a významných bodů je výhodné ortogonální svody transformovat na vyšší počet svodů. Testování dále odhalilo, že nejdůležitějším parametrem transformace je počet cílových svodů a až na druhém místě je typ použité transformační techniky.

Testování navržených algoritmů na svodech získaných maticí hodnot s normálním rozdělením pravděpodobnosti ověřilo schopnost algoritmů pracovat s širokou škálou počtu svodů. Využívané mediánové pravidlo pro výběr globálních pozic z lokálních se osvědčilo. Dále byla ověřena schopnost detekce QRS a významných bodů u svodů, jejichž průběhy jsou výrazně odlišné od průběhů ortogonálních a standardních svodů. Ověřila se výhodnost redundantní formy informace pro detekci komplexů QRS a významných bodů. V neposlední řadě se prověřila robustnost algoritmů.

Transformaci svodů je možné považovat za součást fáze předzpracování navržených algoritmů, která vede ke splnění kritérií databáze CSE i na ortogonálních svodech.

11 APLIKACE NAVRŽENÝCH ALGORITMŮ

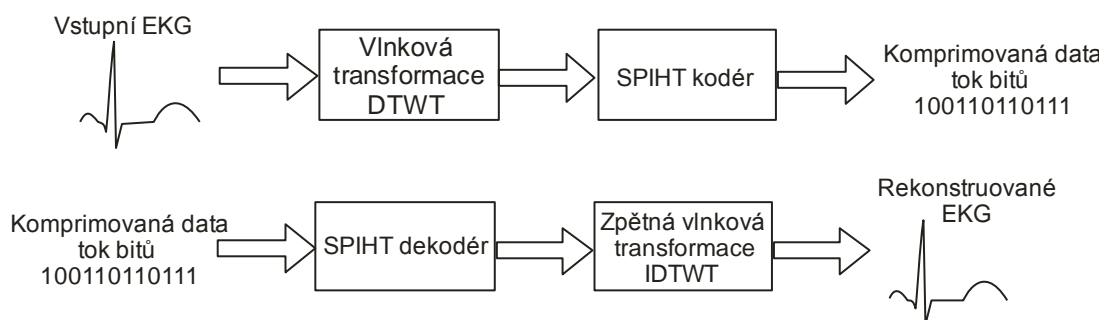
Navržené algoritmy detekce komplexů QRS a rozměření signálů EKG jsou aktivně využívány ve výuce, výzkumu a projektech zabývajících se zpracováním signálů EKG. V dalších částech kapitoly bude představeno využití těchto algoritmů při filtraci a kompresi signálů EKG. Poslední část kapitoly bude věnována představení dvojice autorizovaných softwarů, které využívají námi vytvořených algoritmů a jsou určeny pro zpracování signálů EKG.

11.1 KOMPRESSE SIGNÁLŮ EKG

Kompresce dat je v dnešní době stále aktuální téma. Na jedné straně se sice zvyšují kapacity paměťových médií, na straně druhé však rostou i objemy dat, které je potřeba ukládat. Kompresní algoritmy nacházejí uplatnění nejen v oblasti efektivního ukládání a zálohování dat, ale také při jejich přenosu.

11.1.1 KOMPRESNÍ ALGORITMUS SPIHT

Kompresní algoritmus SPIHT (z angl. Set Partitioning In Hierarchical Trees) byl původně navržen pro kompresi obrazových dat [84]. Modifikace tohoto algoritmu pro kompresi jednorozměrných dat (především signálů EKG) pak byla představena v [65]. Princip komprese a následné rekonstrukce signálu EKG algoritmem SPIHT je naznačen na Obr. 11.1 a popsán níže dle [47].

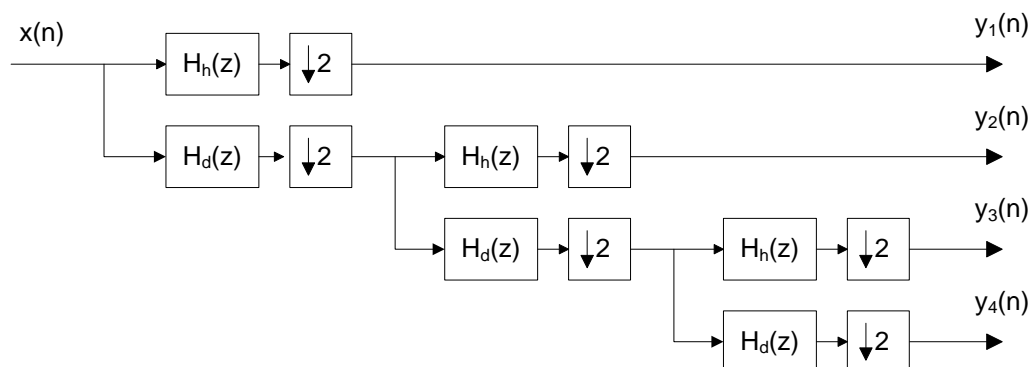


Obr. 11.1: Princip komprese a rekonstrukce signálu EKG algoritmem SPIHT [47].

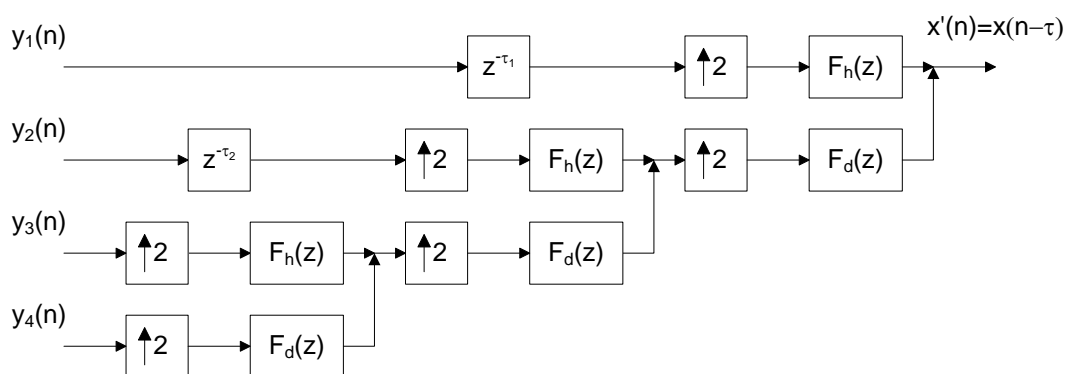
Originální signál EKG je nejprve rozložen pomocí vlnkové transformace na jednotlivá pásma. Pro kompresi signálů se výhradně používá dyadická forma rychlé vlnkové transformace s diskretním časem DTWT. Na rozklad vlnkovou transformací navazuje kodér algoritmu SPIHT, který pro kompresi využívá dočasných orientovaných stromů a jejich rozdělování. Výstupem kodéru jsou komprimovaná data ve formě binární posloupnosti. Jedná se o progresivní kódování, které může být kdykoliv ukončeno. Algoritmus je možné použít i jako bezetrátový. Komprimovaná data je následně možné rekonstruovat s využitím dekodéru algoritmu SPIHT, na který navazuje zpětná vlnková transformace s diskretním časem IDTWT.

Realizace dyadické DTWT s podvzorkováním a třemi stupni rozkladu je naznačena na Obr. 11.2, kde $H_h(z)$ značí rozkladovou horní propust a $H_d(z)$ rozkladovou dolní

propust. Realizace korespondující dyadické IDTWT je uvedena na Obr. 11.3, kde $F_h(z)$ značí rekonstrukční horní propust a $F_d(z)$ rekonstrukční dolní propust.



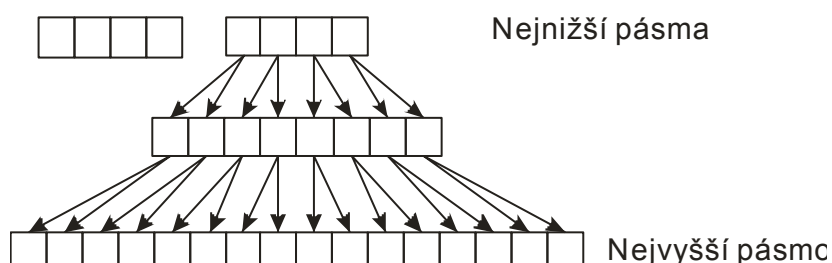
Obr. 11.2: Realizace dyadické DTWT se třemi stupni rozkladu [47].



Obr. 11.3: Realizace korespondující dyadické IDTWT [47].

Podstatou ztrátové komprese je co možná nejúspornější vyjádření vlnkových koeficientů $y(n)$, při kterém je ještě poškození rekonstruovaného signálu v přijatelných mezích. Na účinnost komprese a výsledné zkreslení rekonstruovaného signálu má vliv zejména volba rozkladových a rekonstrukčních filtrů a počtu stupňů rozkladu.

Na rozklad signálu dyadickou DTWT navazuje kódér algoritmu SPIHT. Koeficienty v jednotlivých pásmech vlnkové transformace spolu souvisí, přičemž je možné tyto souvislosti vyjádřit pomocí stromové struktury, viz Obr. 11.4.



Obr. 11.4: Stromová struktura souvislostí koeficientů vlnkové transformace [47].

U signálů EKG bývá nejvíce energie soustředěno v nízkofrekvenčním pásmu vlnkové transformace (nejnižší pásma), které obsahuje nejméně vlnkových koeficientů, tzv. kmenů stromové struktury. Algoritmus kóduje důležité koeficienty, což jsou koeficienty

kteře jsou nadprahov  a přitom snıží jejich velikost o hodnotu prahu. D le jsou k dov ny stromy ned ležit ch koeficient . V okamřiku, kdy nezbyv  ř dn  nadprahov  hodnota, se snıží velikost prahu na polovinu. Znovu se k duj  koeficienty, kteře byly v přech zej ch iterac ch nadprahov  a nov  i hodnoty nyní překrařuj c  př h. Postupn  tak doch z  ke řtěpen  strom  ned ležit ch koeficient  a k dov n  st le v řř ch podrobnost . Vzhledem k zam ření t to dizerta n  př ce postařuje nast n n  principu algoritmu, př čemř podrobn ř  popis jeho řinnosti je mořn  nal zt v [47].

11.1.2 METODY HODNOCEN  ALGORITMU

Kvalitu algoritmu lze hodnotit na z klad  dvou parametr . Prvn m parametrem je   innost komprese, t m druh m je zkreslen  rekonstruovan ho sign lu. Je zřejm , ře se jedn  o protich dn  pořadavky, neboř v řř    innost komprese obecn  vede k v řř  m ře pořkozen  rekonstruovan ho sign lu.  kolem je tedy nalezen  takov   rovn  komprese, př  ktel  je pořkozen  rekonstruovan ho sign lu jeřř  př jateln .

  innost komprese je mořn  stanovit pomocí kompresn ho pom ru CR (z angl. Compression Ratio) dle v razu

$$CR = b_o : b_c [-], \quad (11.1)$$

kde b_o je po et bit  origin ln ch dat a b_c je po et bit  komprimovan ch dat. Toto v j dřen  vř k nen  nejvhodn řř , neboř r zn  sign ly EKG mohou b t sn m ny s r znou bitovou hloubkou BD (z angl. Bit Depth), ktel  ř sto nen  v yuřita cel  a kompresn  pom r potom v j dřuje pouze relativn  zhuřtěn  dat.

V hodn řř  v j dřen    innosti komprese umořřuje př m rn  po et bit  na vzorek avL v j dřen  rovn c 

$$avL = \frac{b_c}{n} = \frac{BD}{CR} [\text{bps}], \quad (11.2)$$

kde n je po et vzork  origin ln ho sign lu. Pom c  avL je mořn  srovn vat   innost komprese u sign l  sn man ch z r zn ch zdroj  (př stroj ).

Posuzov n  zkreslen  rekonstruovan ho sign lu EKG je zna n  problemat ckou z leřitost . Re ln  sign ly EKG obsahuj  vedle  řite n  slořky i slořku ruřen . V př pad , ře b hem komprese dojde k potla en  slořky ruřen , nelze hovořit o pořkozen  sign lu, n břř o jeho filtraci. Př staven  komprima n  metoda př  n zk ch  rovn ch komprese ř sto v kazuje filtra n  vlastnosti. Cel  ř da metod pro posouzen  zkreslen  zahrnuje potla en  ruřen  do pořkozen  sign lu, coř je v rozporu s vlivem na diagn zu.

Zřejm  nejpouř van řř  objektivn  metodou pouř vanou pro posouzen  zkreslen  rekonstruovan ch sign l  EKG je PRD (z angl. Percent Root mean square Difference), ktel  lze stanovit dle

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [x_o(i) - x_R(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [x_o(i) - E(x_o)]^2}} \cdot 100 [\%], \quad (11.3)$$

kde x_o je originální signál, x_R je rekonstruovaný signál a n je počet vzorků signálu. Problémem této metody je vyjádření zkreslení jediným číslem, přičemž všem vzorkům signálu je přikládána stejná váha. Z diagnostického hlediska jsou však určité oblasti signálu EKG důležitější než jiné, například vrcholy a hranice jednotlivých vln a komplexů.

Nedostatky metody *PRD* si mnozí autoři uvědomují a proto vzniklo několik metod specializovaných na posuzování zkreslení signálů EKG. Jednou z těchto metod je metoda *WWPRD* (z angl. Wavelet Weighted *PRD*) [4]. Metoda je navržena pro kompresní algoritmy využívající rozklad dyadickou DTWT. Princip metody je založen na předpokladu různého poměru signál/šum (*SNR*, z angl. Signal-to-Noise Ratio) v jednotlivých pásmech transformace. Hodnota *PRD* je proto počítána v každém pásmu zvlášť. Hodnota *WWPRD* je následně stanovena váhovaným součtem jednotlivých hodnot *PRD*. Váhy byly stanoveny pevně dle teoretických předpokladů, ale metoda umožňuje i jejich dynamický výpočet.

Další metoda je založena na klasifikaci pomocí neuronové sítě [38]. V první fázi je signál s využitím jednoduchého detektoru QRS rozdělen na segmenty, přičemž každý segment začíná uprostřed jednoho a končí uprostřed následujícího intervalu RR. V další fázi jsou všechny segmenty podvzorkovány na společnou délku 100 vzorků. Nakonec jsou takto upravené segmenty klasifikovány pomocí třívrstvé dopředné perceptronové sítě do osmi diagnostických tříd. Přesnost klasifikace originálních signálů byla 91,54 %, zatímco u signálů komprimovaných s $avL = 0,66$ bps klesla na 83,5 %.

V článku [121] představili autoři metodu *WDD* (z angl. Weighted Diagnostic Distortion). Výstupem metody je opět jediné číslo, které by však mělo odrážet vliv zkreslení signálu na jeho diagnostiku kardiologem. Metoda vychází z rozměření klíčových bodů signálu EKG a následného stanovení celkem 18 hodnot popisujících diagnosticky důležité vlastnosti signálu. Určení hodnoty *WDD* spočívá ve výpočtu penalizačních transformačních matic a diagonální váhovací matice. Hodnoty těchto matic jsou stanoveny autorem. Pro vyhodnocení metody byly kardiologům předloženy úseky originálních a rekonstruovaných signálů ke stanovení diagnózy. Následně byla vypočtena chyba *MOS* (z angl. Mean Opinion Score) mezi hodnocením originálního a rekonstruovaného signálu. Rozptyl odchylek mezi chybou *MOS* a hodnotou *WDD* byl čtyřikrát menší, než mezi chybou *MOS* a hodnotou *PRD*.

Z představených specializovaných metod je metoda *WDD* jediná, která se přímo zaměřuje na diagnosticky relevantní informace signálu EKG. Praktické nasazení této metody je však problematické, vzhledem k nutnosti precizního stanovení 18 diagnostických parametrů.

11.1.3 VHODNÉ PARAMETRY ALGORITMU

Ve studiích představených postupně v článcích [47], [49] a [46] byly hledány vhodné parametry algoritmu SPIHT pro kompresi signálů EKG, kterými jsou banka použitých vlnkových filtrů, délka segmentů a hloubka rozkladu. Testování probíhalo na signálech databáze MIT-BIH, přičemž kompresní poměr CR byl nastaven pevně na hodnotu 8:1 ($avL = 1,375$ bps). Hodnotícím kritériem byla dosažená hodnota PRD .

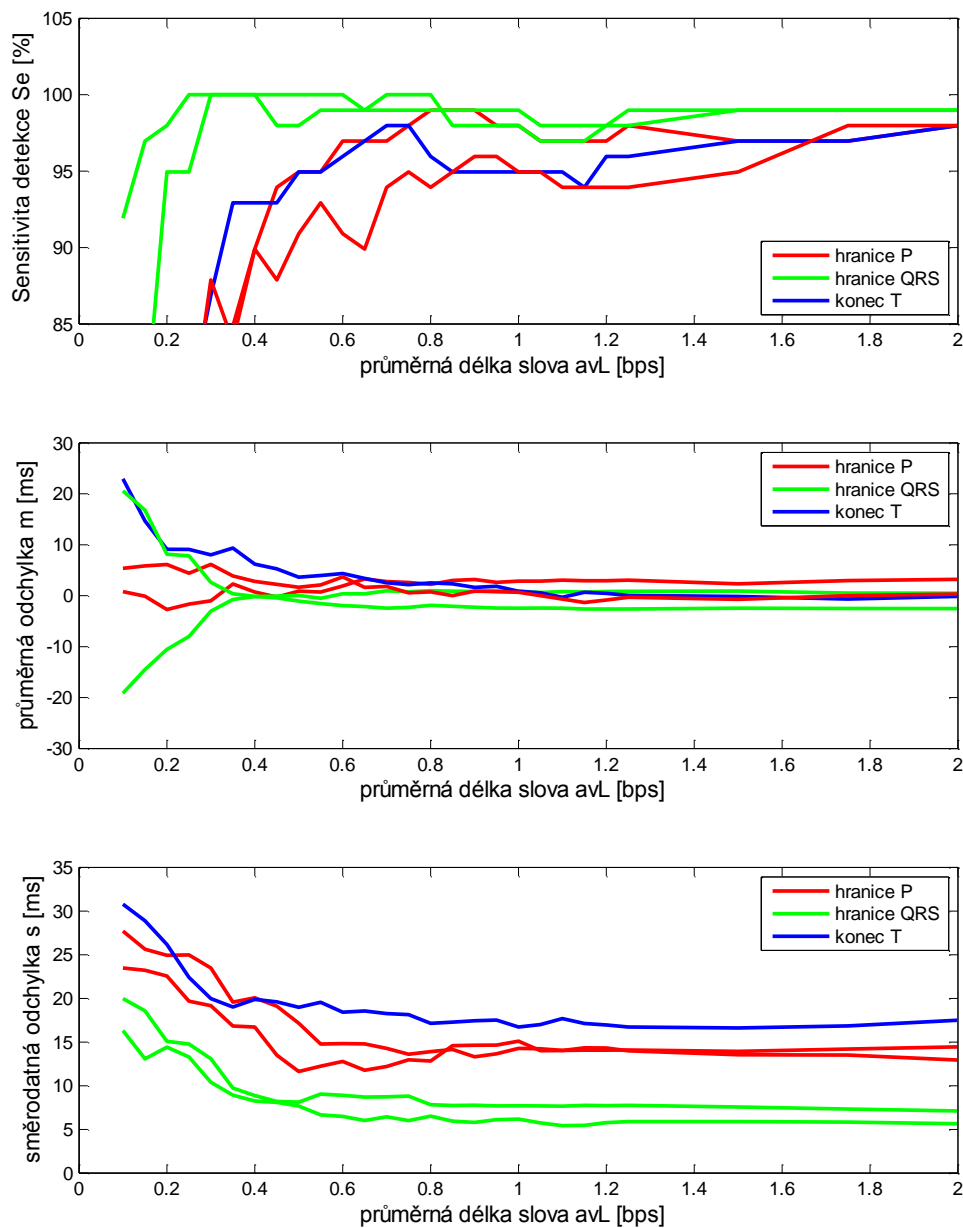
Výsledkem je doporučení používat banku filtrů *bior4.4*, která je považována za nejvýhodnější i podle [95]. Obecně však lze doporučit biortogonální banky filtrů s delšími impulzními charakteristikami. Dalším testovaným parametrem byl počet stupňů rozkladu dyadické DTWT. Hodnota PRD klesá s rostoucím počtem stupňů rozkladu. Pokles se zastaví při použité hloubce rozkladu šest a dále se již hodnota PRD nemění. Počet stupňů rozkladu šest je nejvýhodnější i podle [65]. Třetím testovaným parametrem byla délka zpracovávaných segmentů signálu. Základním předpokladem je, aby délka segmentů byla mocninou dvou, s ohledem na používanou dyadickou DTWT s podvzorkováním. Hodnota PRD mírně klesá s rostoucí délkou segmentů. Příliš dlouhé segmenty však znemožňují případnou kompresi signálu v reálném čase. Jako vhodná volba se jeví použití segmentů délky 1024 vzorků.

S využitím nalezených vhodných parametrů, tedy banky filtrů *bior4.4*, hloubky rozkladu šest a délky segmentů 1024, byla dále hledána vhodná průměrná délka avL , při které je diagnostické zkreslení signálu ještě přijatelné. Hodnocení bylo prováděno subjektivně na základě vizuálního porovnávání originálních a rekonstruovaných signálů. Minimální hodnota avL , při které je zkreslení signálu přijatelné, byla odhadnuta na 1 až 1,5 bps. Je zřejmé, že metodu vizuálního hodnocení lze použít pouze k hrubému odhadu, neboť je neobjektivní a značně časově náročná.

Největším problémem při kompresi signálů EKG tedy zůstává nalezení rychlého, plně automatického přístupu, který bude schopen objektivně stanovit míru diagnostického zkreslení rekonstruovaných signálů. Z představených přístupů se tomuto požadavku nejvíce blíží metoda *WDD*.

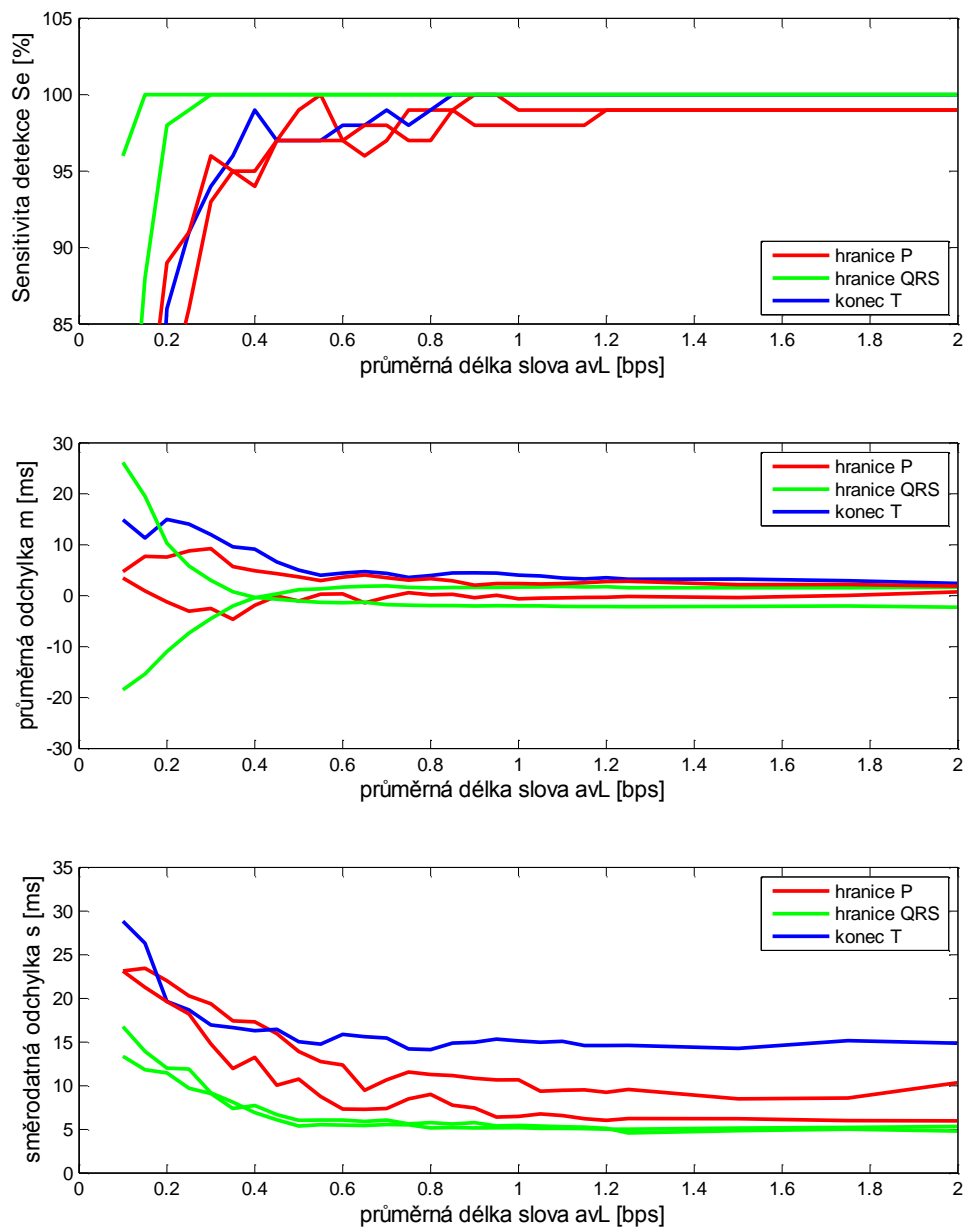
V článcích [50], [51] a [48] jsme postupně představili vlastní metodu hodnocení diagnostického zkreslení signálů EKG. Metoda je založena na našem rozměrovacím algoritmu a byla otestována na vícesvodové standardní databázi CSE. Princip metody spočívá v rozměření rekonstruovaných signálů a následném výpočtu tří diagnosticky významných parametrů u každého z pěti významných bodů signálu EKG. Jedná se o senzitivitu detekce Se , průměrnou odchylku m mezi referenčními a detekovanými pozicemi a směrodatnou odchylku s mezi referenčními a detekovanými pozicemi. Nabízí se i čtvrtý parametr, kterým je pozitivní prediktivita P^+ , nicméně tu není možné z dostupných referenčních hodnot vícesvodové databáze CSE stanovit.

Metoda byla otestována separátně na ortogonálních a standardních svodech databáze CSE pro široký rozsah hodnot avL . Výsledkem testování jsou závislosti tří diagnosticky významných parametrů pěti bodů na hodnotách avL , viz Obr. 11.5 a Obr. 11.6.



Obr. 11.5: Rozměření ortogonálních svodů databáze CSE po kompresi SPIHT.

Na základě jednoduché vizuální kontroly průběhů na obrázcích je patrné, že nedochází k výrazné změně parametrů Se , m a s , až do hodnoty $avL = 0,8$ bps. Při nižších hodnotách avL dochází k postupnému snižování senzitivity Se , následovaném od hodnoty $avL = 0,6$ bps nárůstem směrodatné odchylky s a nakonec od hodnoty $avL = 0,4$ bps i nárůstem průměrné odchylky m . Z těchto hodnot je patrné, že původní odhad minimální doporučené hodnoty avL v rozsahu 1 až 1,5 bps ([47], [49] a [46]) byl mírně nadhodnocen a je možné tuto hodnotu snížit na 0,8 bps. Původní databáze CSE má průměrnou délku slova $avL = 16$ bps, lze tedy použít kompresní poměr $CR = 20:1$.



Obr. 11.6: Rozměření standardních svodů databáze CSE po kompresi SPIHT.

Odhad vhodné hodnoty avL je možné plně automatizovat na základě prahování průběhů parametrů Se , m a s . Nalezení minimální použitelné úrovně avL na daném souboru dat je potom iterační záležitostí. Iterace je ukončena v okamžiku překročení některého z prahů. Poslední testovaná hodnota avL , při které všechny parametry vyhovují stanoveným prahům, je námi hledaným řešením.

Z hlediska praktického nasazení této metody je nutná její modifikace. Výše popsany princip využívá známých referenčních hodnot vícesvodové databáze CSE, které však

nejdou u jiných signálů obvykle k dispozici. Vzhledem ke spolehlivosti našeho rozměřovacího algoritmu je možné za referenční hodnoty považovat pozice detekované algoritmem na originálních (nekomprimovaných) signálech. Diagnosticky významné parametry Se , m a s jsou potom počítány vůči těmto hodnotám. Výhodou tohoto přístupu je větší množství referenčních dat, které umožní stanovit vhodnou průměrnou délku slova avL pro každý signál zvlášť.

11.1.4 ZÁVĚR

Cílem kapitoly o kompresním algoritmu SPIHT nebyl popis jeho principu, ani popis metod jeho hodnocení. Hlavním cílem bylo poukázat na zajímavou, konkrétní a praktickou aplikaci našeho rozměřovacího algoritmu v oblasti komprese dat. Rozměřovací algoritmus zde přispívá k nalezení vhodných parametrů kompresního algoritmu SPIHT. Vedlejším cílem kapitoly bylo otestování chování rozměřovacího algoritmu na komprimovaných datech, zejména jeho robustnosti. Algoritmus spolehlivě rozměřuje data až do kompresního poměru $CR = 20:1$ ($avL = 0,8$ bps). Důležité je také zjištění, že nedochází ke skokovému selhání rozměřovacího algoritmu, ale k postupnému zhoršování jeho výsledků. Z hlediska robustnosti je možné prohlásit, že algoritmus na komprimovaných datech obstál.

11.2 FILTRACE SIGNÁLŮ EKG

Filtrace signálů EKG může mít pozitivní vliv na následné stanovení diagnózy v případě, že se podaří šetrně odstranit rušení bez významného poškození užitečné složky signálu. Mezi nejčastější rušení signálů EKG patří kolísání nulové izolinie, síťový brum a svalové (EMG, elektromyografické) rušení. Kolísání nulové izolinie a síťové rušení lze relativně úspěšně potlačit s využitím lineárních způsobů filtrace, neboť se jedná o rušení úzkopásmové povahy a ve spektru nezasahují do nejvýznamnějších složek signálu EKG. Rušení EMG má širokopásmový charakter a ve spektru může zasahovat do významných složek signálu EKG. Efektivní použití lineární filtrace zde není možné. Jednou z možností je využití nelineárních přístupů založených na vlnkové filtraci [88], nebo wienerovské vlnkové filtraci [89] a [87].

11.2.1 WIENEROVSKÁ VLNKOVÁ FILTRACE

Wienerovská vlnková filtrace, představená mimo jiné v [41], [56] a [14], je založena na úpravě vlnkových koeficientů pomocí korekčního faktoru, který byl odvozen z Wienerova filtru. Princip algoritmu wienerovské vlnkové filtrace je znázorněn na Obr. 11.7 a popsán níže podle [87].

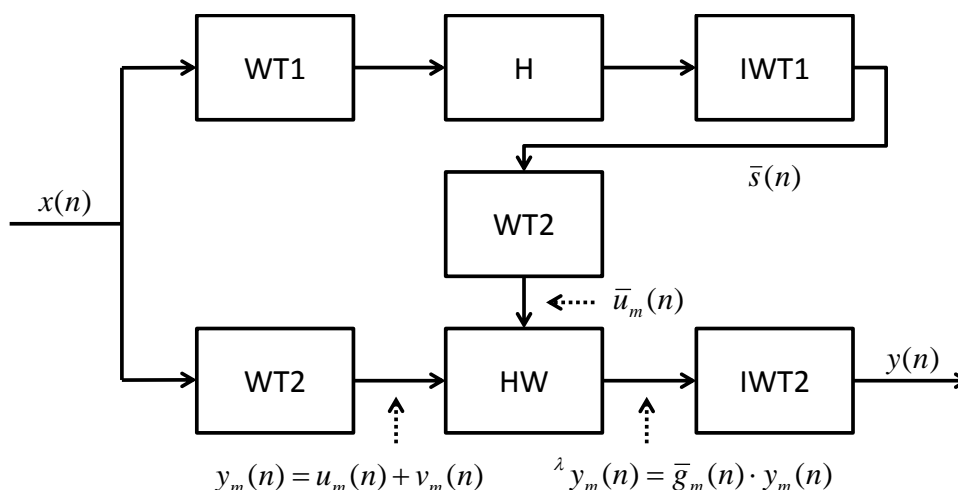
Předpokládáme, že vstupní signál $x(n)$ je aditivní směsí užitečné složky $s(n)$ a šumové složky $w(n)$, podle rovnice

$$x(n) = s(n) + w(n), \quad (11.4)$$

přičemž složky dále považujeme za vzájemně nekorelované. Signál $x(n)$ je transformován v bloku WT2 s využitím dyadické DTWT bez podvzorkování, přičemž obdržíme vlnkové koeficienty $y_m(n)$ popsané rovnicí

$$y_m(n) = u_m(n) + v_m(n), \quad (11.5)$$

kde $u_m(n)$ jsou vlnkové koeficienty užitečné složky $s(n)$, $v_m(n)$ jsou koeficienty šumové složky $w(n)$ a m značí stupeň rozkladu. Snahou je co možná nejpřesnější odhad koeficientů $u_m(n)$ na základě známé směsi $y_m(n)$.



Obr. 11.7: Princip wienerovské vlnkové filtrace.

Vstupní signál $x(n)$ je dále transformován v bloku WT1 (opět dyadická DTWT bez podvzorkování). Získané vlnkové koeficienty jsou prahovány v bloku H a následně podrobeny inverzní transformaci IWT1. Výstupem je pilotní odhad $\bar{s}(n)$, který aproximuje užitečnou složku $s(n)$ vstupního signálu $x(n)$. V dalším kroku je pilotní odhad $\bar{s}(n)$ podroben transformaci WT2 a obdržené vlnkové koeficienty $\bar{u}_m(n)$ pilotního odhadu $\bar{s}(n)$ jsou použity pro návrh Wienerova filtru HW.

Princip filtrace Wienerovým filtrem spočívá v úpravě vlnkových koeficientů $y_m(n)$ pomocí korekčního faktoru vyjádřeného rovnicí

$$\bar{g}_m(n) = \frac{\bar{u}_m^2(n)}{\bar{u}_m^2(n) + \sigma_{vm}^2}, \quad (11.6)$$

kde $\bar{u}_m(n)$ jsou vlnkové koeficienty pilotního odhadu $\bar{s}(n)$ a σ_{vm} je směrodatná odchylka vlnkových koeficientů $v_m(n)$ rušení $w(n)$. Výstupem filtru HW jsou upravené vlnkové koeficienty $\lambda y_m(n)$, které lze vyjádřit rovnicí

$$\lambda y_m(n) = y_m(n) \cdot \bar{g}_m(n). \quad (11.7)$$

Posledním krokem je potom inverzní transformace IWT2, kterou získáme výstupní vyfiltrovaný signál $y(n)$.

11.2.2 METODY HODNOCENÍ ALGORITMU

Kvalitu algoritmu lze hodnotit objektivně s využitím poměru signál/šum (SNR), nebo subjektivně na základě vizuálního hodnocení.

Hodnocení na základě dosaženého výstupního SNR popsaného rovnicí

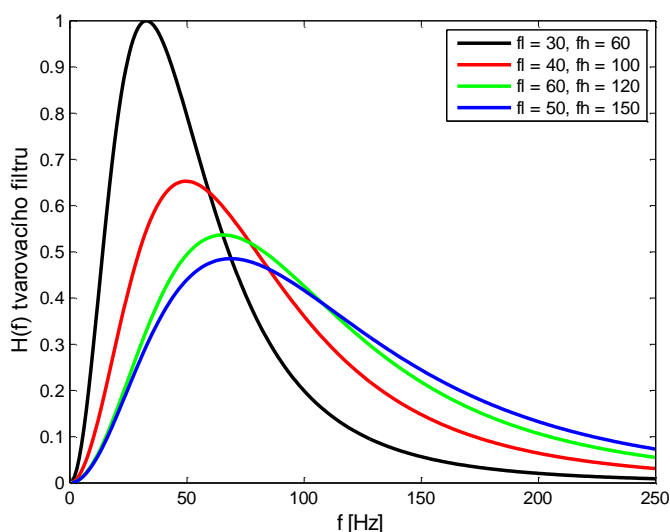
$$SNR_{výstupní} = \frac{\sum_{n=1}^{N-1} [s(n)]^2}{\sum_{n=1}^{N-1} [y(n) - s(n)]^2} \text{ [dB]} \quad (11.8)$$

může být problematické, neboť pro jeho stanovení musíme kromě výstupního signálu $y(n)$ znát i užitečnou složku $s(n)$ vstupního signálu $x(n)$.

Objektivní testování filtračních algoritmů tedy obvykle probíhá na umělých signálech $x(n)$, které vznikly součtem známé užitečné složky $s(n)$ a rušení $w(n)$. Autoři v [41] a [56] například použili jako zdroj umělého rušení bílý Gaussův šum, který má rovnoměrné výkonové spektrum. Toto rušení však příliš nekoresponduje s reálným rušením EMG, jehož spektrální složky se dle [73] vyskytují v rozsahu od 10-20 Hz až do 500 Hz. V článcích [89] a [87] byl využit model povrchového rušení EMG, který byl původně představen v [34] a [35]. Model je založen na omezení bílého Gaussova šumu časově proměnným tvarovacím filtrem $H_m(f)$, jehož modulová frekvenční charakteristika je popsána rovnicí

$$H_m(f) = A \frac{f_h^4 \cdot f^2}{(f^2 + f_l^2)(f^2 + f_h^2)^2}, \quad (11.9)$$

kde A je přenosová konstanta a parametry f_h a f_l slouží ke změně tvaru výsledné funkce. Nestacionarita modelu spočívá právě ve změně parametrů funkce v čase. Charakteristika filtru $H_m(f)$ je pro čtyři různé stupně nastavení parametrů f_h a f_l znázorněna na Obr. 11.8.



Obr. 11.8: Modulová frekvenční charakteristika $H_m(f)$ tvarovacího filtru.

Průběh výkonového spektra tohoto modelu je tvarově bližší výkonovému spektru reálného rušení EMG, než rovnoměrné výkonové spektrum Gaussova šumu.

Nevýhodou objektivní metody založené na výpočtu výstupního SNR je vyjádření kvality výstupního signálu jediným číslem, přičemž všem vzorkům signálu je přikládána stejná váha. Vysoká hodnota výstupního SNR totiž nezaručuje, že nedošlo k poškození diagnosticky významných částí signálu EKG, jako jsou hranice a vrcholy jednotlivých vln a komplexů. Lze zde vidět určitou paralelu s hodnotou PRD , která je používána pro hodnocení signálů po kompresi.

Kromě objektivního hodnocení kvality filtrace je možné kvalitu filtračních algoritmů posuzovat i subjektivně na základě vizuálního porovnání výstupního signálu $y(n)$ se vstupním signálem $x(n)$. Výhodou této metody je možnost zaměřit se pouze na diagnosticky významné body a hodnoty signálu EKG a posoudit jejich zkreslení. Nevýhoda metody spočívá v její neobjektivnosti a časové náročnosti.

11.2.3 VHODNÉ PARAMETRY ALGORITMU

Ve studiích představených v článcích [89] a [87] byly hledány vhodné parametry wienerovské vlnkové filtrace, kterými jsou typ vlnkové transformace, počet stupňů rozkladu, banky použitých vlnkových filtrů, typ prahování a velikost prahu. Testování probíhalo na signálech datové skupiny 3 vícesvodové databáze CSE. Pro testování bylo vybráno 12 signálů bez výrazného rušení, které byly dále pečlivě filtrovány. Takto upravené signály jsou pro další testování považovány za užitečnou složku $s(n)$ vstupního signálu $x(n)$, ke které je přidáno známé rušení $w(n)$ vygenerované výše popsaným modelem rušení EMG. Vzhledem ke znalosti jednotlivých složek signálů EKG je možné ke hledání vhodného nastavení parametrů filtrace využít dosažených hodnot výstupního SNR . Druhým hodnotícím kritériem bylo vizuální posouzení zkreslení užitečné složky signálů vlivem filtrace.

Typem použité vlnkové transformace byla dyadická forma DTWT bez podvzorkování výstupů filtrů se čtyřmi stupni rozkladu. Toto nastavení je dále použito pro hledání vhodného nastavení ostatních parametrů.

Výsledkem testování celé řady ortogonálních a biortogonálních filtrů s krátkými, středně dlouhými a dlouhými impulzními charakteristikami jsou následující doporučení:

- filtr používaný pro transformaci WT1 by měl mít krátkou, případně středně dlouhou impulzní charakteristiku,
- filtr používaný pro transformaci WT2 by měl mít středně dlouhou, případně dlouhou impulzní charakteristiku.

Dalším z testovaných parametrů byl typ prahování použitého k úpravě vlnkových koeficientů na výstupu transformace WT1. Byly testovány tři druhy prahování: tvrdé, měkké a hybridní (garrotte). Popis těchto způsobů prahování lze nalézt například v [88].

Závěrem je doporučení používat měkké, případně hybridní prahování, která vedou k vyhlazenějšímu průběhu pilotního odhadu a vyšším hodnotám výstupního SNR .

Posledním z testovaných parametrů je velikost použité prahové hodnoty. Práh je stanovován zvlášť pro každé pásmo vlnkové transformace a jeho hodnota může být vyjádřena vzorcem

$$\lambda_m = K\sigma_{vm}, \quad (11.10)$$

kde K je prahová konstanta a σ_{vm} je směrodatná odchylka vlnkových koeficientů $v_m(n)$ rušení $w(n)$ v pásmu m . Stanovení přesné hodnoty směrodatné odchylky σ_{vm} není možné, neboť v jednotlivých pásmech m známe pouze aditivní směs $y_m(n)$ koeficientů rušení $v_m(n)$ a užitečné složky $u_m(n)$. Prakticky je odhad směrodatné odchylky stanovován z hodnot koeficientů v úseku, kde předpokládáme převahu koeficientů rušení nad koeficienty užitečné složky.

Ke stanovení hranic úseku rušení je využíváno našeho algoritmu detekce QRS, konkrétně jeho jednosvodové varianty. Začátek úseku je definován rovnicí

$$usek_{zacatek} = QRS_2 + 0,2 \times RR_{23}, \quad (11.11)$$

kde QRS_2 je pozice druhého detekovaného komplexu QRS ve filtrovaném signálu EKG a RR_{23} je interval RR mezi druhým a třetím detekovaným komplexem QRS. Konec úseku je definován rovnicí

$$usek_{konec} = QRS_3 - 0,2 \times RR_{23}, \quad (11.12)$$

kde QRS_3 je pozice třetího detekovaného komplexu QRS. Ze způsobu výpočtu hranic úseku rušení vyplývá, že se jedná o oblast mezi dvěma komplexy QRS. Důvodem je přítomnost nezanedbatelných užitečných složek komplexů QRS ve všech pásmech vlnkové transformace, která by mohla vést ke zkreslení odhadu směrodatné odchylky rušení. Naproti tomu užitečné složky vln P a T se nejvýrazněji projevují v nízkofrekvenčním pásmu vlnkové transformace, které již není prahováno. Optimální by zřejmě byl úsek nezahrnující žádný z kmitů ani žádnou z vln, nicméně tyto úseky jsou příliš krátké pro spolehlivý odhad směrodatné odchylky rušení.

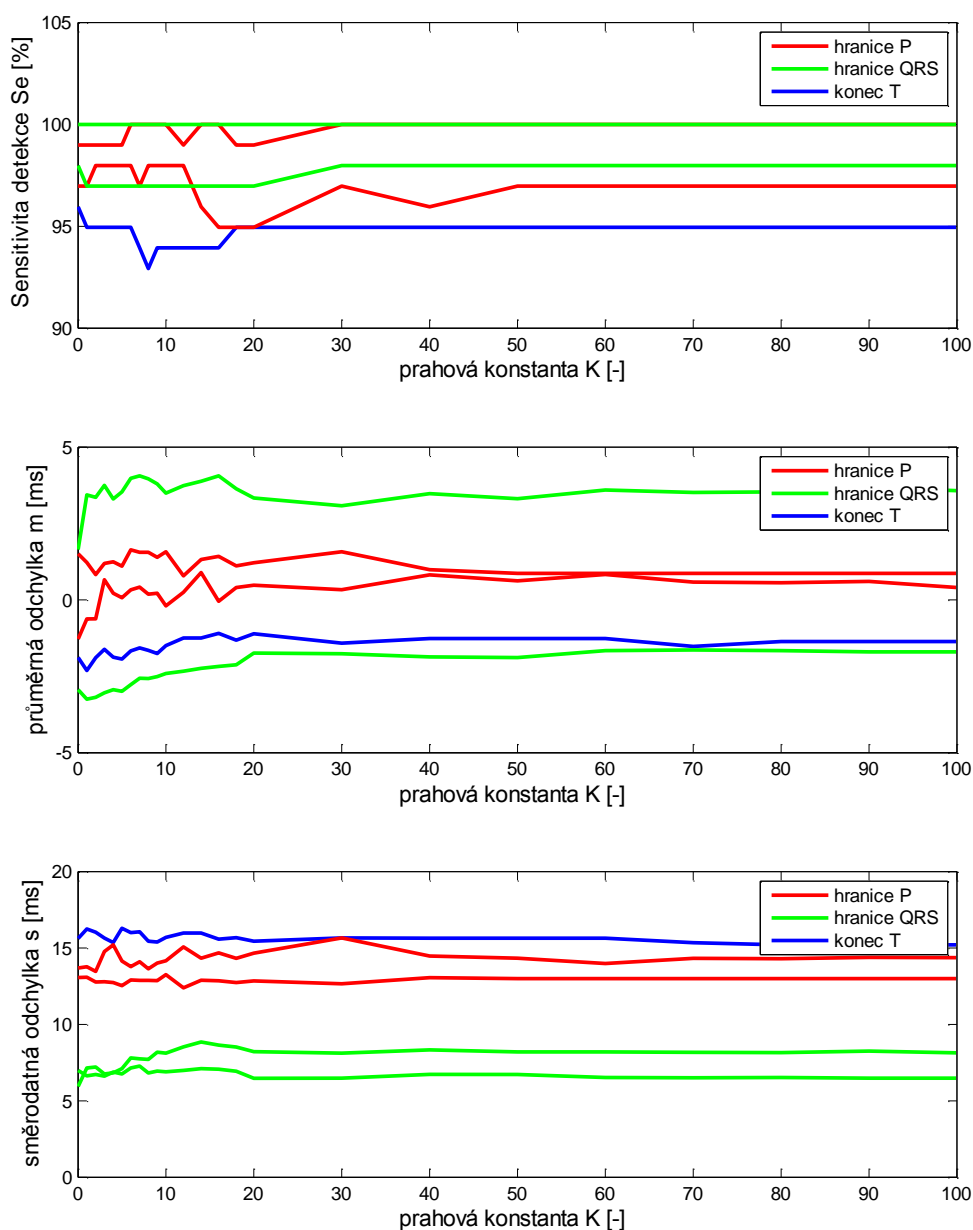
Kromě volby hranic úseku pro automatický odhad úrovně přítomného rušení, lze velikost prahu ovlivnit také hodnotou prahové konstanty K . Výsledkem testování hodnot konstanty K v rozmezí od 0 do 10 bylo zjištěno, že nejvyšších hodnot výstupního SNR bylo dosahováno pro K v rozmezí 2 až 3. Na základě vizuálního hodnocení je potom doporučeno používat hodnotu prahové konstanty $K = 3$.

Největším problémem při filtraci signálů EKG zůstává nalezení rychlého, plně automatického přístupu, který bude schopen objektivně stanovit míru diagnostického zkreslení signálů po filtraci.

Ke stanovení míry diagnostického zkreslení signálů jsme využili náš rozměrovací algoritmus. Princip metody spočívá v rozměření signálů po filtraci a následném výpočtu

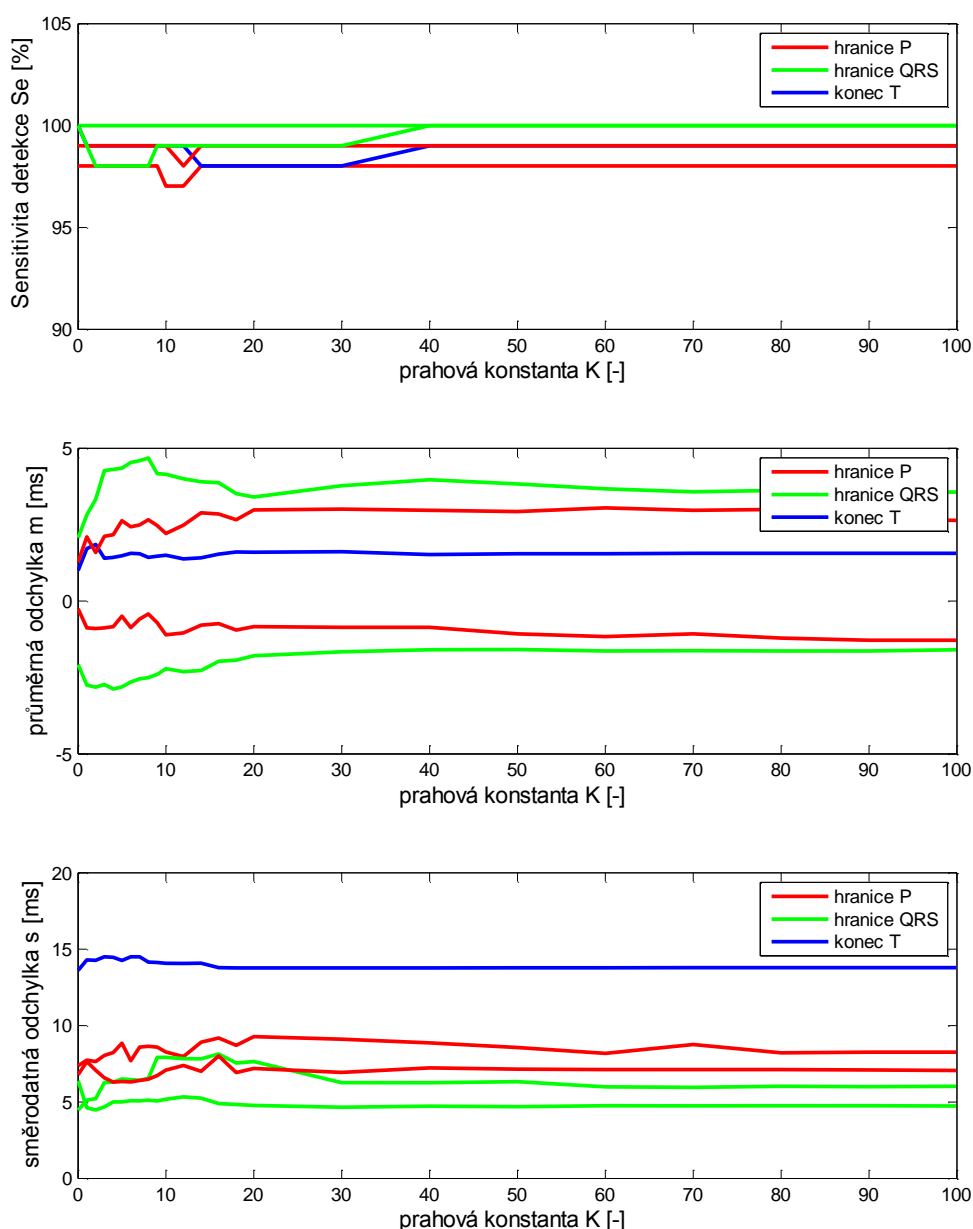
tří diagnosticky významných parametrů u každého z pěti významných bodů signálu EKG: senzitivity detekce Se , průměrné odchylky m mezi referenčními a detekovanými pozicemi a směrodatné odchylky s mezi referenčními a detekovanými pozicemi.

Metoda byla otestována separátně na ortogonálních a standardních svodech databáze CSE pro široký rozsah hodnot prahové konstanty K . Výsledkem testování jsou závislosti tří diagnosticky významných parametrů pěti bodů na hodnotách prahové konstanty K , které jsou vyneseny na Obr. 11.9 a Obr. 11.10.



Obr. 11.9: Rozměření ortogonálních svodů databáze CSE po filtraci.

Z průběhů na obrázcích je patrné, že v celém testovaném rozsahu hodnot prahové konstanty K nedochází k významné změně parametrů Se , m a s . Pokud je prahová konstanta $K = 0$, je práh nulový a nedochází tedy k žádné úpravě vlnkových koeficientů. Pokud je prahová konstanta $K = 100$, je práh ve všech prahovaných pásmech vyšší než vlnkové koeficienty a dochází k jejich úplnému odstranění. V tomto krajním případě zůstává pouze neprahované nízkofrekvenční pásmo, které je použito k vytvoření pilotního odhadu. Ukazuje se, že v kombinaci s Wienerovým korekčním faktorem je to stále postačující pro spolehlivé automatické rozměření signálu.



Obr. 11.10: Rozměření standardních svodů databáze CSE po filtraci.

11.2.4 ZÁVĚR

Cílem této kapitoly nebyl popis wienerovské vlnkové filtrace, ani popis metod používaných k jejímu hodnocení. Hlavním cílem bylo představit zajímavou, konkrétní a praktickou aplikaci našeho detektoru QRS a našeho rozměrovacího algoritmu v oblasti filtrace signálů EKG. Detektor QRS je zde využíván ke stanovení hranic úseku rušení a tím přispívá k automatickému řízení velikosti prahu. Rozměrovací algoritmus byl využit k otestování vlivu nastavení prahové konstanty K na diagnosticky významné parametry signálu EKG po filtraci. Výsledkem je zjištění, že nastavení prahové konstanty K nemá výraznější vliv na sledované parametry signálu. Vedlejším cílem kapitoly potom bylo otestování chování našeho rozměrovacího algoritmu na signálech po filtraci. Z hlediska robustnosti je možné prohlásit, že algoritmus na filtrovaných signálech obstál.

11.3 AUTORIZOVANÝ SOFTWARE

Vyvinuté algoritmy jsou součástí dvou autorizovaných softwarů určených pro zpracování signálů EKG. Prvním softwarem je software *EKG Kvantum*, který obsahuje jak algoritmus detekce QRS, tak rozměrovací algoritmus. Druhým softwarem je software *Asklepios*, který obsahuje námi navržený detektor QRS.

11.3.1 SOFTWARE EKG KVANTUM

Autorizovaný software *EKG Kvantum* [107] vznikl v rámci projektu FRVŠ 2540/2009 „Využití vlnkové transformace při zpracování biologických signálů“ a je zaměřen na pokročilé zpracování signálů EKG. Software byl navržen v programovém prostředí Matlab a je vybaven grafickým uživatelským prostředím. Implementované algoritmy jsou založeny na vlnkové transformaci a umožňují filtraci, kompresi a rozměření signálů EKG.

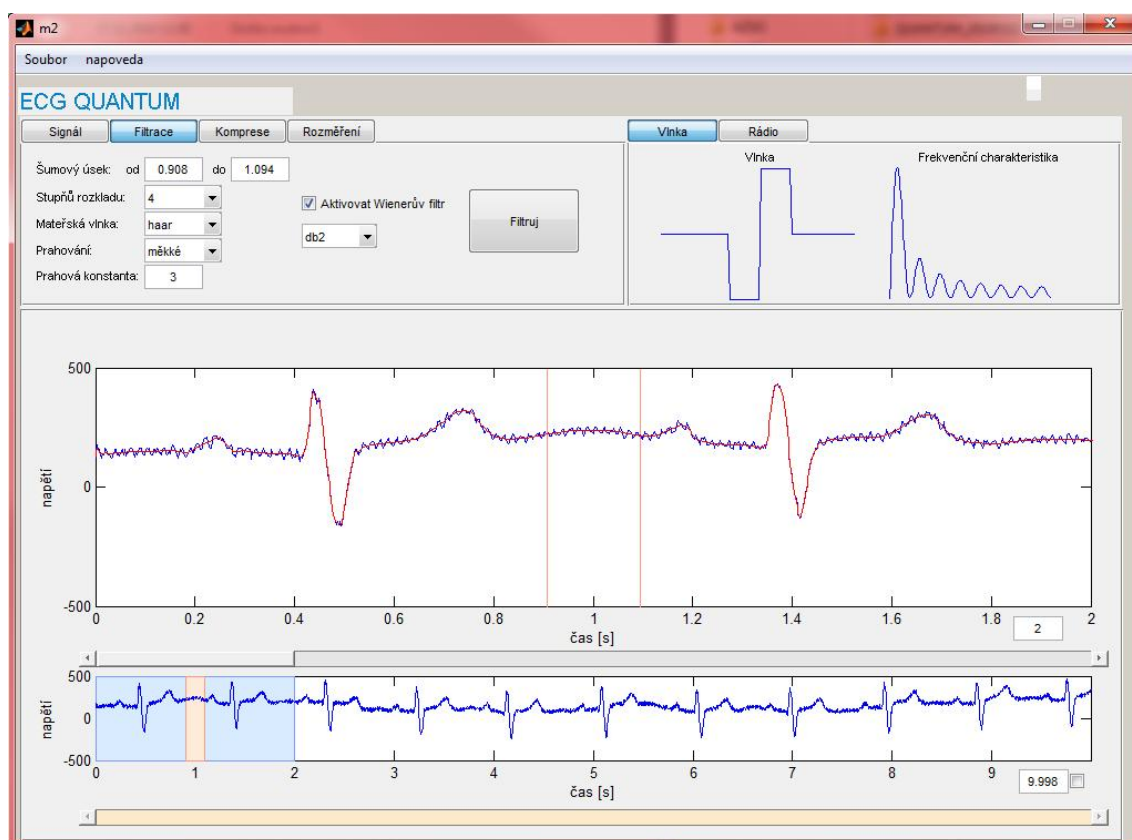
Grafické prostředí programu je rozděleno na tři části. V levé horní části probíhá veškeré nastavování prostřednictvím čtyř přepínatelných panelů: *Signál*, *Filtrace*, *Komprese* a *Rozměření*. V pravé horní části je zobrazen tvar aktuálně používané mateřské vlnky a její modulová frekvenční charakteristika. Ve spodní části jsou potom zobrazovány veškeré časové průběhy signálů.

Prostřednictvím panelu *Signál* je možné načíst některý z široké škály podporovaných formátů signálů EKG a to jak lidských, tak králíčích. Po načtení signálu je automaticky zobrazen jeho časový průběh a veškeré informace, které jsou k danému záznamu dostupné. Panel *Filtrace* umožňuje zvolit typ použité vlnkové filtrace, hranice šumového úseku, banky filtrů, typ prahování a hodnotu prahové konstanty. Výsledkem filtrace je časový průběh signálu po filtraci. Panel *Komprese* umožňuje nastavit stupeň komprese, délku segmentů, počet stupňů rozkladu a banku filtrů. Výsledkem komprese je dosažená hodnota *PRD* a průběh rekonstruovaného signálu. Panel *Rozměření* umožňuje zvolit mezi detekcí komplexů QRS, kompletním rozměřením signálu a detekcí vybraných bodů. Výsledkem rozměření je zobrazení pozic detekovaných bodů.

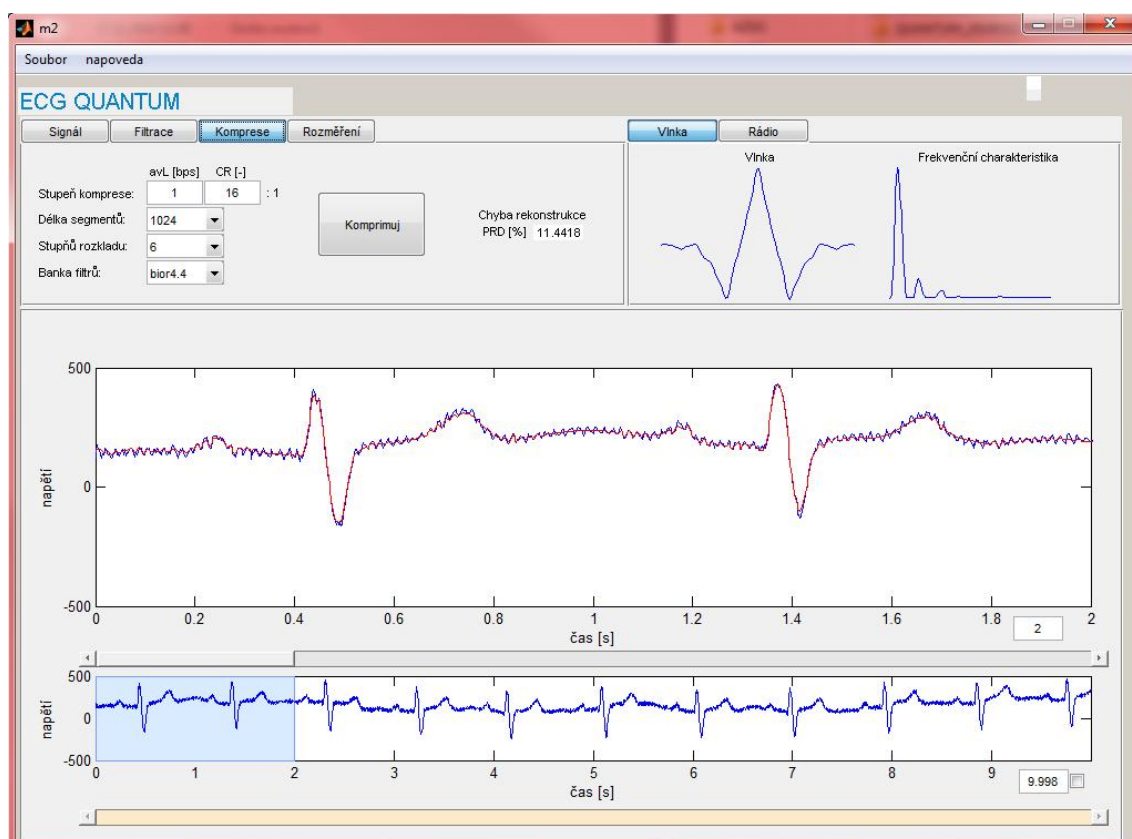
Grafické prostředí programu *EKG kvantum* je představeno na Obr. 11.11 až Obr. 11.14.



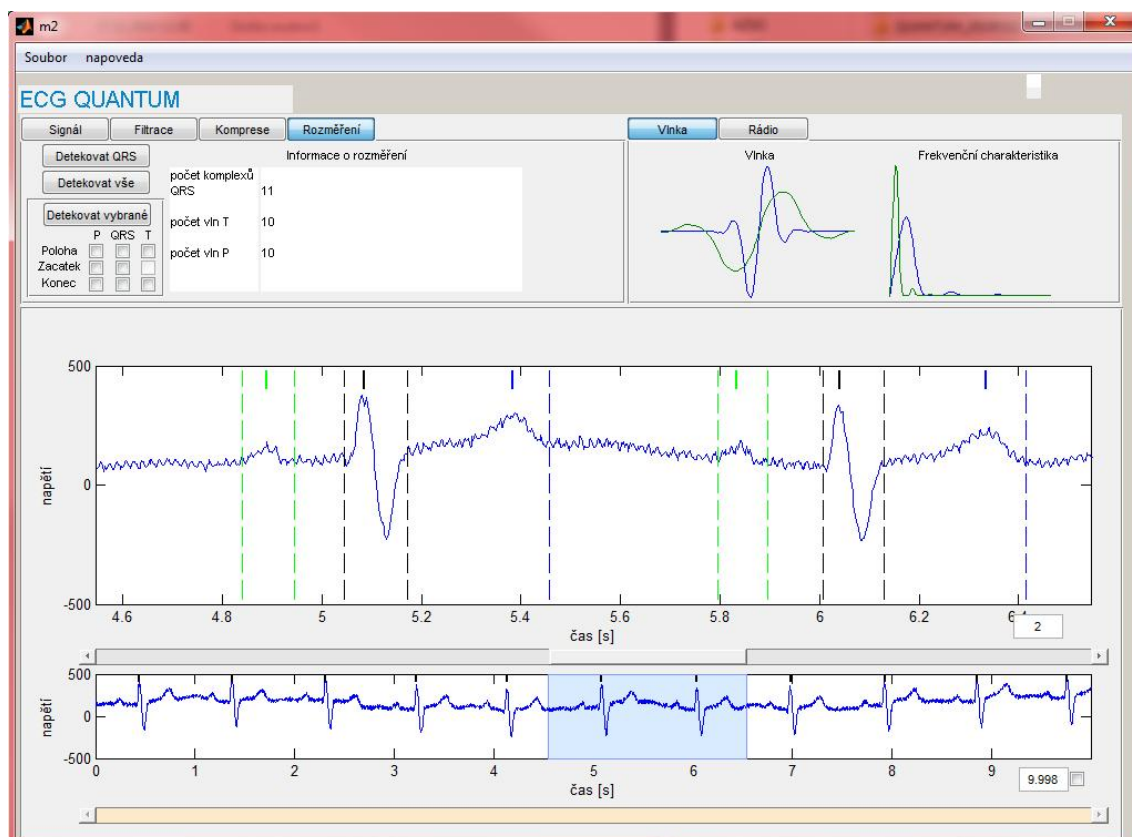
Obr. 11.11: Software *EKG Kvantum*, panel *Signál*.



Obr. 11.12: Software *EKG Kvantum*, panel *Filtrace*.



Obr. 11.13: Software *EKG Kvantum*, panel *Komprese*.



Obr. 11.14: Software *EKG Kvantum*, panel *Rozměření*.

11.3.2 SOFTWARE ASKLEPIOS

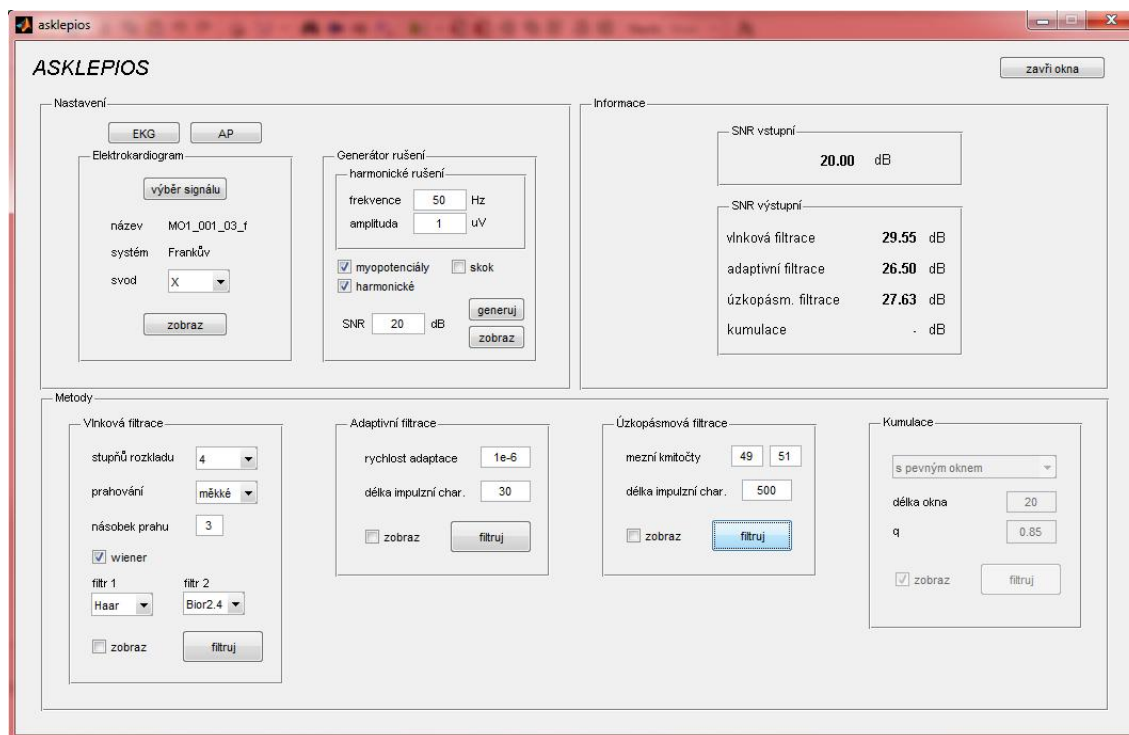
Autorizovaný software *Asklepios* [90] vznikl v rámci projektu FRVŠ 3008/2010 „Filtrace biologických signálů s využitím vlnkové transformace“ a je zaměřen na filtraci signálů EKG a srdečních akčních potenciálů (AP). Software byl navržen v programovém prostředí Matlab a je vybaven grafickým uživatelským prostředím. Implementované algoritmy umožňují vzájemně porovnat kvalitu různých filtračních přístupů na základě dosaženého výstupního *SNR*.

Grafické prostředí programu je rozděleno na tři hlavní části. V levé horní části probíhá výběr a načítání signálů (EKG, AP) a generování umělého rušení, které se přičítá ke vstupnímu signálu. V pravé horní části je zobrazena hodnota vstupního *SNR* a hodnoty výstupního *SNR* dosažené jednotlivými metodami. Spodní část je potom vyhrazena jednotlivým implementovaným filtračním algoritmům.

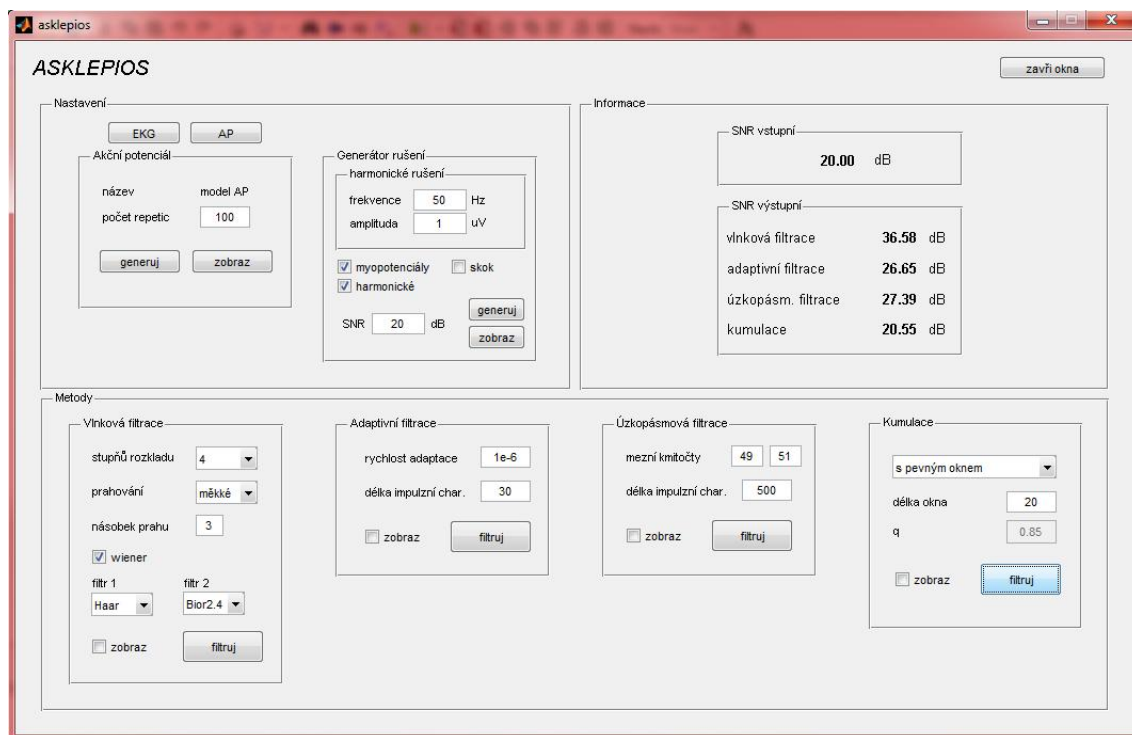
Generátor rušení umožňuje vygenerovat tři různé druhy rušení: myopotenciály, harmonické rušení a skokovou změnu úrovně signálu. Velikost výsledného kombinovaného rušení je nastavována na základě zadané hodnoty vstupního *SNR*.

Implementované filtrační metody umožňují nastavení všech klíčových parametrů, které mají vliv na kvalitu filtrace. Výstupem jednotlivých metod jsou hodnoty dosaženého výstupního *SNR* a dále je zde možnost zobrazení výstupních časových průběhů, včetně náhledu do použité metodiky. Metoda založená na vlnkové transformaci umožňuje přepnutí na wienerovskou vlnkovou filtraci, jejíž součástí je náš detektor QRS. Dalšími dostupnými metodami jsou adaptivní filtrace, úzkopásmová filtrace a kumulace.

Grafické prostředí programu *Asklepios* je představeno na Obr. 11.15 a Obr. 11.16.



Obr. 11.15: Software *Asklepios*, filtrace signálů EKG.



Obr. 11.16: Software *Asklepios*, filtrace srdečních AP.

12 ZÁVĚR

V této dizertační práci byly navrženy a realizovány metody pro detekci komplexů QRS a pěti významných bodů signálů EKG, čímž byl splněn první cíl dizertační práce. Metody vycházejí ze spojitě vlnkové transformace, specifických měřítek a vhodné mateřské vlnky. Vlnková transformace byla realizována konvolucí s příslušně roztaženou reverzní vlnkou. Upravený konvoluční přístup vedl ke zvýšení spolehlivosti detekce v okrajových částech záznamu, neboť omezil vliv přechodových jevů. Realizovaný přístup také vedl k významnému zvýšení rychlosti transformace, ve srovnání s integrovanou matlabovskou funkcí *cwt*.

Navržené jednosvodové algoritmy byly dále rozšířeny o shlukovou analýzu a globální pravidla, umožňující stanovení globálních pozic ve vícesvodových záznamech, čímž byl splněn druhý cíl dizertační práce. Využitým globálním pravidlem je jednoduchý medián, který se osvědčil nejen v případě detektoru QRS, ale také v případě rozměrovacího algoritmu, kde nahradil komplikované výběrové pravidlo. Schopnost vícesvodových variant algoritmů efektivně pracovat s libovolným počtem svodů byla ověřena na počtu 3 až 100 svodů, které byly odvozeny transformací z ortogonálních svodů vícesvodové databáze CSE.

Navržené algoritmy byly otestovány na vícesvodové standardní databázi CSE. Na ortogonálních i standardních svodech databáze se podařilo rozměrovacímu algoritmu splnit měkká kritéria u všech významných bodů a tvrdá kritéria u konce komplexu QRS a konce vlny T, čímž byl splněn čtvrtý cíl dizertační práce. Problém s detekcí konce vlny P, způsobený vlivem komplexu QRS na tento bod, se podařilo vyřešit nahrazením komplexu QRS lineární interpolací mezi první a poslední hodnotou komplexu. V následně vypočteném měřítku vlnkové transformace je vliv komplexu QRS na detekci konce vlny P významně omezen. Problém se splněním kritérií databáze CSE na ortogonálních svodech pomohla vyřešit jejich transformace na vyšší počet svodů.

Výsledky našich algoritmů byly dále srovnávány s výsledky, kterých dosáhly algoritmy jiných autorů, čímž byl splněn třetí cíl dizertační práce. Ze srovnání vyplývá, že přímo srovnatelné algoritmy dosahují prokazatelně horších výsledků, než naše algoritmy.

Robustnost navržených algoritmů byla testována na signálech databáze CSE pozměněných kompresním algoritmem SPIHT, nebo wienerovskou vlnkovou filtrací. V obou případech algoritmy prokázaly svoji robustnost, čímž byl splněn pátý cíl dizertační práce. Robustnost algoritmů byla navíc ověřena na počtu 3 až 100 svodů, které byly odvozeny transformací z ortogonálních svodů databáze CSE. Průběhy takto získaných svodů se výrazně odlišují od průběhů originálních svodů a pro testování robustnosti algoritmů jsou tedy vhodné.

V poslední části práce se podařilo využít rozměrovacího algoritmu jako nástroje ke stanovení míry diagnostického zkreslení signálů EKG vlivem komprese algoritmem SPIHT, čímž byl splněn poslední šestý cíl dizertační práce.

Na úplný závěr bych rád zdůraznil prvky této dizertační práce, které jsou dle našeho názoru inovativní. Vlnkové algoritmy detekce komplexů QRS a významných bodů jsou obvykle založeny na dyadické škále měřitek, zatímco v našem případě algoritmy využívají jednoho až dvou specifických měřitek. V případě vícesvodových variant rozměrovacích algoritmů jsou běžně využívána globální výběrová pravidla poměrně komplikovaná a navíc velmi citlivá na nastavení. Nám se podařilo využít jednoduchého mediánu, který dává dobré výsledky a je robustní. Problém s detekcí konce vlny P, který byl způsoben vlivem komplexu QRS, se podařilo originálně vyřešit nahrazením komplexu lineární interpolací mezi první a poslední hodnotou komplexu. Dalším inovativním prvkem je využití transformace ortogonálních svodů na vyšší počet svodů, což vedlo k výraznému zlepšení výsledků detekce komplexů QRS a významných bodů. Rozměřovací algoritmus se také podařilo využít jako nástroje k posouzení vlivu komprese algoritmem SPIHT na diagnostické zobrazení signálu EKG.

LITERATURA

- [1] ACHARYA, U. R.; SURI, J. S.; SPAAN, J. A. E. et al. *Advances in Cardiac Signal Processing*. Springer, 2007. 468 pp. ISBN 3540366741.
- [2] ADDISON, P. S. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*. Taylor & Francis, 2002. 400 pp. ISBN 0750306920.
- [3] AHLSTROM, M. L.; TOMPKINS, W. J. Automated high-speed analysis of holter tapes with microcomputers. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 30, No. 10, pp. 651-657, 1983.
- [4] ALESANCO, Á.; GARCÍA, J. A Simple Method for Guaranteeing ECG Quality in Real-Time Wavelet Lossy Coding. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Vol. 2007, Article ID 93195, 9 pages, 2007.
- [5] ALFONSO, V. X.; TOMPKINS, W. J. et al. ECG beat detection using filter banks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 46, No. 2, pp. 192-202, 1999.
- [6] ALMEIDA, R.; MARTINEZ, J.; ROCHA, A. et al. Multilead ECG delineation using spatially projected leads from wavelet transform loops. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 56, No. 8, pp. 1996-2005, 2009.
- [7] ALVARADO, C.; ARREGUI, J.; RAMOS, J. et al. Automatic Detection of ECG Ventricular Activity Waves using Continuous Spline Wavelet Transform. *11th Int. Conf. on Electrical and Electronics Engineering ICEEE 2005*, Mexico City, Mexico 2005, pp. 189-192. ISBN 0-7803-9230-2.
- [8] ANSI/AAMI EC57: *Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms* (AAMI recommended Practice/ American National Standard), 1998.
- [9] BAHOURA, M.; HASSANI, M.; HUBIN, M. DSP implementation of wavelet transform for real time ECG wave forms detection and heart rate analysis. *Comput. Methods Programs Biomed.*, Vol. 52, No. 1, pp. 35-44, 1997.
- [10] BALDA, R. A.; DILLER, G.; DEARDORFF, E. et al. The HP ECG analysis program. In *Proceedings of Trends in Computer-Processed Electrocardiograms*, Amsterdam, The Netherlands 1977, pp. 197-204.
- [11] BOICHAT, N.; KHALED, N.; RINCON, F. et al. Wavelet-Based ECG Delineation on a Wearable Embedded Sensor Platform. *Sixth International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, 2009, pp. 256-261, ISBN 978-0-7695-3644-6.
- [12] BYSTRICKY, W.; SAFER, A. Modelling T-end in Holter ECGs by 2-layer perceptrons. In *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, Vol. 29, pp. 105-108, 2002.
- [13] CHEN, Y.; DUAN, H. A QRS complex detection algorithm based on mathematical morphology and envelope. *Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai 2005, pp. 4654-4657, ISBN 0-7803-8740-6.
- [14] CHMELKA, L.; KOZUMPLIK, J. Wavelet-Based Wiener filter for Electrocardiogram Signal Denoising. In *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, Vol. 32, pp. 771-774, 2005.
- [15] CHOUHAN, V. S.; MEHTA, S. S. Detection of QRS Complexes in 12-lead ECG using Adaptive Quantized Threshold. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 8, No. 1, pp. 155-163, 2008.
- [16] CHOUHAN, V. S.; MEHTA, S. S. Threshold-based Detection of P and T-wave in ECG using New Feature Signal. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 8, No. 2, pp. 144-153, 2008.

- [17] CHOUHAN, V. S.; MEHTA, S. S. Total Removal of Baseline Drift from ECG Signal. In *Proceedings of International Conference on Computing: Theory and Applications*, Kolkata, India 2007, pp. 512-515. ISBN: 0-7695-2770-1.
- [18] CHOUHAN, V. S.; MEHTA, S. S.; LINGAYAT, N. S. Delineation of QRS-complex, P and T-wave in 12-lead ECG. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 8, No. 4, pp. 185-190, 2008.
- [19] CLAVIER, L.; BOUCHER, J. M.; LEPAGE, R. et al. Automatic P-wave analysis of patients prone to atrial fibrillation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 40, No. 1, pp. 63-71, 2002.
- [20] CLIFFORD, G. D.; AZUJE, F.; McSHARRY, P. E. *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House Publishers, September 2006. 384 pp. ISBN 1580539661.
- [21] COHEN, A.; KOVACEVIC, J. Wavelets: The mathematical background. In *Proceedings of the IEEE*, Vol. 84, No. 4, pp. 514-522, 1996.
- [22] DANDAPAT, S.; RAY, G. C. Spike detection in biomedical signals using midprediction filter. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 35, No. 4, pp. 354-360, 1997.
- [23] DASKALOV, I. K.; CHRISTOV, I. I. Electrocardiogram signal preprocessing for automatic detection of QRS boundaries. *Medical engineering & physics*, Vol. 21, No. 1, pp. 37-44, 1999.
- [24] DAWSON, D.; YANG, H.; MALSHE, M. et al. Linear affine transformations between 3-lead (Frank XYZ leads) vectorcardiogram and 12-lead electrocardiogram signals. *Journal of electrocardiology*, Vol. 42, No. 6, pp. 622-630, 2009.
- [25] De CHAZAL, P.; CELLER, B. Automatic measurement of the QRS onset and offset in individual ECG leads. *18th Ann. Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Amsterdam, The Netherlands 1996, Vol. 4, pp. 1399-1400.
- [26] DOKUR, Z., OLMEZ, T.; YAZGAN, E. Detection of ECG waveforms by neural networks. *Medical Engineering and Physics*. Vol. 19, No. 8, pp. 738-741, 1997.
- [27] DOWER, G. E. A lead synthesizer for the Frank system to simulate the standard 12-lead electrocardiogram. *Journal of electrocardiology*, Vol. 1, No. 1, pp. 101-116, 1968.
- [28] DOWER, G. E. The ECGD: a derivation of the ECG from VCG leads. *Journal of electrocardiology*, Vol. 17, No. 2, pp. 189-191, 1984.
- [29] DOWER, G. E.; MACHADO, H. B; OSBORNE, J. A. On deriving the electrocardiogram from vectorcardiographic leads. *Clinical Cardiology*, Vol. 3, No. 2, pp. 87-95, 1980.
- [30] DOWER, G. E.; YAKUSH, A.; NAZZAL, S. B. et al. Deriving the 12-lead electrocardiogram from four (EASI) electrodes. *Journal of electrocardiology*, Vol. 21 (supplement), pp. S182-S187, 1988.
- [31] DREW, B. J.; PELTER, M. M.; BRODNICK, D. E et al. Comparison of a new reduced lead set ECG with the standard ECG for diagnosing cardiac arrhythmias and myocardial ischemia. *Journal of electrocardiology*, Vol. 35 (supplement), pp. 13-21, 2002.
- [32] EDENBRANDT, L.; PAHLM, O. Vectorcardiogram synthesized from a 12-lead ECG: superiority of the inverse Dower matrix. *Journal of electrocardiology*, Vol. 21, No. 4, pp. 361-367, 1988.
- [33] ELGENDI, M.; JONKMAN, M.; De BOER, F. Improved QRS Detection Algorithm using Dynamic Thresholds. *International journal of hybrid information technology*, Vol. 2, No. 1, pp. 65-80, 2009.
- [34] FARINA, D.; MERLETTI, R. A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48, No. 6, pp. 637-646, 2001.

- [35] FARINA, D.; MERLETTI, R. Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. *Journal of electromyography and kinesiology*, Vol. 10, No. 5, pp. 337-349, 2000.
- [36] FAYN, J.; RUBEL, P.; MACFARLANE, P. W. Can the lessons learned from the assessment of automated electrocardiogram analysis in the Common Standards for quantitative Electrocardiography study benefit measurement of delayed contrast-enhanced magnetic resonance images? *Journal of Electrocardiology*, Vol. 40, No. 3, pp. 246-250, 2007.
- [37] FINLAY, D. D.; NUGENT, C. D.; KELLETT, J. G. et al. Synthesising the 12-lead electrocardiogram: Trends and challenges. *European journal of internal medicine*, Vol. 18, No. 8, pp. 566-570, 2007.
- [38] FIRA, C. M.; GORAS, L. An ECG Signals Compression Method and its Validation Using NNs. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 4, pp. 1319-1326, 2008.
- [39] FISCHER, S. E.; WICKLINE, S. A.; LORENZ, C. H. Novel real-time R-wave detection algorithm based on the vectorcardiogram for accurate gated magnetic resonance acquisitions. *Magnetic resonance in Medicine*, Vol. 42, No. 2, pp. 361-370, 1999.
- [40] FRANK, E. The Image Surface of a Homogeneous Torso. *American Heart Journal*, Vol. 47, No. 5, pp. 757-768, 1954.
- [41] GHAEI, S. P.; SAYEED, A. M.; BARANIUK, R. G. Improved wavelet denoising via empirical Wiener filtering. In *Proceedings of SPIE*, San Diego 1997, pp. 389-399.
- [42] HAMILTON, P. Open source ECG analysis. In *Proceedings Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, pp. 101-104, 2002.
- [43] HAMILTON, P. S.; TOMPKINS, W. J. Quantitative investigation of QRS detection rules using MIT/BIH arrhythmic database. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 33, No. 12, pp. 1157-1165, 1986.
- [44] HILL, T.; LEWICKI, P. *Statistics: Methods and applications*. StatSoft, Inc., November 2005. 800 pp. ISBN 1884233597.
- [45] HORACEK, B. M.; WARREN, J. W.; FIELD, D. Q. et al. Statistical and deterministic approaches to designing transformations of electrocardiographic leads. *Journal of electrocardiology*, Vol. 35 (supplement), pp. 41-52, 2002.
- [46] HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. ECG Distortion Caused by Wavelet-Based Loss Compression. In *Proceedings of the 15th Conference Student EEICT 2009*, Vol. 4, Brno 2009, pp. 329-333, Dostupný na WWW: <http://www.feec.vutbr.cz/EEICT/>. ISBN 978-80-214-3870-5.
- [47] HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. Možnosti algoritmu SPIHT při kompresi signálů EKG. *Elektrorevue – elektronický časopis pro elektrotechniku* [online], Prosinec 2007, pp. 1-12 [cit. 16. června 2010]. Dostupný na WWW: <http://www.elektrorevue.cz>. ISSN 1213-1539.
- [48] HRUBEŠ, J.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Multipoint Validation of Decompressed ECG Signal. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 20, No. 1, 2010. ISSN 1211-412X.
- [49] HRUBEŠ, J.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Possibilities of Wavelet Decomposition for SPIHT Compression of ECG Signals. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 19, No. 1, 2008. ISSN 1211-412X.
- [50] HRUBEŠ, J.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Validation of Decompressed ECG Signal Using Delineation. In *EDS 09 IMAPS International Conference Proceedings*, Brno 2009, pp. 80-84. ISBN 978-80-214-3933-7.
- [51] HRUBEŠ, J.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Vliv komprese signálů EKG na diagnózu. *Elektrorevue – elektronický časopis pro elektrotechniku* [online], Červen 2010, pp. 1-4 [cit. 16. června 2010]. Dostupný na WWW: <http://www.elektrorevue.cz>. ISSN 1213-1539.

- [52] HU, Y. H.; TOMPKINS, W. J.; URRUSTI, J. L. et al. Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification. *Journal of Electrocardiology*, Vol. 26, pp. 66-73, 1993.
- [53] HUGHES, N.; TARASSENKO, L. Automated QT interval analysis with confidence measures. *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, pp. 765-768, 2004.
- [54] HUGHES, P. N.; TARASSENKO, L.; ROBERTS, S. J. Markov models for automated ECG interval analysis. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 16, No. 1, pp. 611-618, 2004.
- [55] KEMMELINGS, J. G. C.; LINNENBANK, A. C.; MUILWIJK, S. L. C. et al. Automatic QRS onset and offset detection for body surface QRS integral mapping of ventricular tachycardia. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 41, No. 9, pp. 830-836, 1994.
- [56] KESTLER, H. A.; HASCHKA, M.; KRATZ, W. et al. De-noising of high-resolution ECG signals by combining the discrete wavelet transform with the Wiener filter. In *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, Vol. 25, pp. 233-236, 1998.
- [57] KOHAMA, T.; NAKAMURA, S.; HOSHINO, H. An efficient R-R interval detection for ECG monitoring system. *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol. E82-D, No. 10, pp. 1425-1432, 1999.
- [58] KOHLER, B. U.; HENNING, C.; ORGLMEISTER, R. QRS detection using zero crossing counts. *Progress in Biomedical Research*, Vol. 8, No. 3, pp. 138-145, 2003.
- [59] KOHLER, B.U.; HENNING, C.; ORGLMEISTER, R. The principles of software QRS detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 21, No. 1, pp. 42-57, 2002.
- [60] LAGUNA, P.; JANÉ, R.; CAMINAL, P. Automatic detection of wave boundaries in multilead ECG signals: Validation with the CSE database. *Comput. Biomed. Res.*, Vol. 27, No. 1, pp. 45-60, 1994.
- [61] LAGUNA, P.; THAKOR, N. V.; CAMINAL, P. et al. New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications. *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 28, No. 1, pp. 67-73, 1990.
- [62] LEE, J.; JEONG, K.; YOON, J. A simple real-time QRS detection algorithm. In *Proceedings of 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 4, Amsterdam 1996, pp. 1396-1398. ISBN 0-7803-3811-1.
- [63] LEVKOV, CH. Orthogonal electrocardiogram derived from the limb and chest electrodes of the conventional 12-lead system. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 25, No. 2, pp. 155-164, 1987.
- [64] LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 42, No. 1, pp. 21-28, 1995.
- [65] LU, Z.; KIM, D. Y.; PEARLMAN, W. A. Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 47, No. 7, pp. 849-856, 2000.
- [66] MALLAT, S. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 37, No. 12, pp. 2091-2110, 1989.
- [67] MALLAT, S.; HWANG, W. L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 38, No. 2, pp. 617-643, 1992.
- [68] MARTÍNEZ, J. P.; ALMEIDA, R.; OLMOS, S.; ROCHA, A. P.; LAGUNA, P. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 4, pp. 570-581, 2004.
- [69] MEHTA, S.; LYNAYAT, N. Combined entropy based method for detection of QRS complexes in 12-lead electrocardiogram using SVM. *Computers in biology and medicine*, Vol. 38, No. 1, pp. 138-145, 2008.

- [70] MEHTA, S.; LYNGAYAT, N. Development of entropy based algorithm for cardiac beat detection in 12-lead electrocardiogram. *Signal Processing*, Vol. 87, No. 12, pp. 3190-3201.
- [71] MEHTA, S.; LYNGAYAT, N. Identification of QRS complexes in 12-lead electrocardiogram. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 1, pp. 820-828, 2009.
- [72] MEIJ, S. H.; KLOOTWIJK, P.; ARENDS, J. et al. An Algorithm for Automatic Beat-to-Beat measurement of the QT-Interval. In *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, pp. 597-600, 1994.
- [73] MERLETTI, R.; PARKER, P. A. Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications. *IEEE Press Series in Biomedical Engineering*, 2004. 520 pp. ISBN 0471675806.
- [74] MOODY, G. B.; MARK, R. G. Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program. In *Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, pp. 39-44, 1982.
- [75] MORAES, J.; FREITAS, M.; VILANI, F. A QRS complex detection algorithm using electrocardiogram leads. In *Proceedings Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, pp. 205-208, 2002.
- [76] NELWAN, S. P.; KORS, J.; MEIJ, S. H. et al. Reconstruction of the 12-lead electrocardiogram from reduced lead sets. *Journal of electrocardiology*, Vol. 37, No. 1, pp. 11-18, 2004.
- [77] OKADA, M. A digital filter for the QRS complex detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 26, No. 12, pp. 700-703, 1979.
- [78] PAN, J.; TOMPKINS, W. J. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 32, No. 3, pp. 230-236, 1985.
- [79] POLI, R.; CAGNONI, S.; VALLI, G. Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 42, No. 11, pp. 1137-1141, 1995.
- [80] RANGAYYAN, R. M. *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. Wiley-IEEE Press, December 2001. 552 pp. ISBN 0471208116.
- [81] ROBERTSON, A. J.; CLARK, E.; VAN OOSTEROM, A. et al. ECG monitoring using a limited lead set. *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 4, pp. 295-298, 2002.
- [82] RUHA, A.; SALLINEN, S.; NISSILA, S. A real-time microprocessor QRS detector system with a 1-ms timing accuracy for the measurement of ambulatory HRV. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 44, No. 3, pp. 159-167, 1997.
- [83] SAHAMBI, J. S.; TANDON, S.; BHATT, R. K. P. Using wavelet transform for ECG characterization. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 16, No. 1, pp. 77-83, 1997.
- [84] SAID, A.; PEARLMAN, W. A. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 6, No. 3, pp. 243-250, 1996.
- [85] SENHADJI, L.; CARRAULT, G.; BELLANGER, J. et al. Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns. *IEEE Engineering in Medicine and Biology magazine*, Vol. 14, No. 2, pp. 167-173, 1995.
- [86] SIVANNARAYANA, N.; REDDY, D. C. Biorthogonal wavelet transforms for ECG parameters estimation. *Medical engineering and physics*. Vol. 21, No. 3, pp. 167-174, 1999.
- [87] SMITAL, L.; KOZUMPLÍK, J. ECG Signal Denoising Using Wavelet Wiener Filtering. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 20, No. 1, 2010. ISSN 1211-412X.
- [88] SMITAL, L.; KOZUMPLÍK, J. Filtrace signálů EKG s využitím vlnkové transformace. *Elektrorevue – elektronický časopis pro elektrotechniku* [online], Červenec 2009, pp. 1-6 [cit. 16. června 2010]. Dostupný na WWW: <http://www.elektrorevue.cz>. ISSN 1213-1539.

- [89] SMITAL, L.; KOZUMPLÍK, J. Wavelet Filtering of ECG Signals Using Pilot Estimation. *Proceedings of the 15th Conference Student EEICT 2009*, Vol. 4, Brno 2009, pp. 363-367. Dostupný na WWW: <http://www.feec.vutbr.cz/EEICT/>. ISBN 978-80-214-3870-5.
- [90] SMITAL, L.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. ASKLEPIOS, *Software pro filtraci signálů EKG a srdečních akčních potenciálů*. Ústav biomedicínského inženýrství, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Vysoké učení technické v Brně, Kolejní 4, 61200 Brno. (software)
- [91] SORIA-OLIVAS, E.; MARTÍNEZ-SOBER, M.; CALPE-MARAVILLA, J. et al. Application of adaptive signal processing for determining the limits of P and T waves in an ECG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 45, No. 8, pp. 1077-1080, 1998.
- [92] SORNMO, L.; LAGUNA, P. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Elsevier Academic Press, 2005. 688 pp. ISBN 0124375529.
- [93] STRANG, G.; NGUYEN, T. *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley College, 1996. 520 pp. ISBN 0961408871.
- [94] STRUMILLO, P. Nested median filtering for detection T-wave offset in ECGs. *Electronics Letters*, Vol. 38, No. 14, pp. 682-683, 2002.
- [95] TAUBMAN, D. S.; MARCELLIN, M. W. *JPEG2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*. Kluwer Academic Publishers, 2001. 800 pp. ISBN 079237519X.
- [96] THAKOR, N. V.; WEBSTER, J. G.; TOMPKINS, W. J. Estimation of QRS complex power spectrum for design of QRS filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 31, No. 11, pp. 702-706, 1984.
- [97] The CSE working party. *Common standards for quantitative electrocardiography: CD-ROM version of the CSE data bases*. December 1990.
- [98] The CSE working party. Recommendations for measurement standards in quantitative electrocardiography. *European Heart Journal*, Vol. 6, No. 10, pp. 815-825, 1985.
- [99] TRAHANIAS, P. E. An approach to QRS complex detection using mathematical morphology. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 2, pp. 201-205, 1993.
- [100] UNSER, M.; ALDROUBI, A.; SCHIFF, S. J. Fast implementation of the continuous wavelet transform with integer scales. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 42, No. 12, pp. 3519-3523, 1994.
- [101] VIJAYA, G.; KUMAR, V.; VERMA, H. K. ANN-based QRS-complex analysis of ECG. *J. Med. Eng. Technol.*, Vol. 22, No. 4, pp. 160-167, 1998.
- [102] VILA, J. A.; GANG, Y.; PRESEDO, J. M. R. et al. A New Approach for TU Complex Characterization. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 47, No. 6, pp. 764-772, 2000.
- [103] VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based ECG Delineation in Multilead ECG Signals: Evaluation on the CSE Database. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*, Munich, Germany 2009, pp. 177-180. ISBN 978-3-642-03881-5.
- [104] VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based ECG Delineation With Improved P Wave End Detection Accuracy. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 20, No. 1, 2010. ISSN 1211-412X.
- [105] VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based QRS Delineation in Multilead ECG Signals: Evaluation on the CSE Database. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 19, No. 1, 2008. ISSN 1211-412X.
- [106] VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based QRS Detection in Human and Rabbit ECG Signals. In *EDS 09 IMAPS International Conference Proceedings*, Brno 2009, pp. 106-110. ISBN 978-80-214-3933-7.

- [107] VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. EKG KVANTUM, *Software pro filtraci, kompresi a rozměřování signálů EKG*. Ústav biomedicínského inženýrství, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Vysoké učení technické v Brně, Kolejní 4, 61200 Brno. (software)
- [108] VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based T Wave End Detection: Prototype Wavelets Comparison. In *Proceedings of the 15th Conference Student EEICT 2009*, Vol. 4, Brno 2009, pp. 373-377, Dostupný na WWW: <http://www.feec.vutbr.cz/EEICT/>. ISBN 978-80-214-3870-5.
- [109] VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Detection of QRS Boundaries and T Wave End in Multilead ECG Signals. In *Proceedings of the 14th Conference Student EEICT 2008*, Vol. 4, Brno 2008, pp. 285-289, Dostupný na WWW: <http://www.feec.vutbr.cz/EEICT/>. ISBN 978-80-214-3617-6.
- [110] VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. Detekce komplexů QRS v signálech EKG založená na spojité vlnkové transformaci. *Elektrorevue – elektronický časopis pro elektrotechniku* [online], Květen 2009, pp. 1-5 [cit. 16. června 2010]. Dostupný na WWW: <http://www.elektrorevue.cz>. ISSN 1213-1539.
- [111] VULLINGS, H.; VERHAEGEN, M.; VERBRUGGEN, H. Automated ECG segmentation with Dynamic Time Warping. In *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 20, No. 1, pp. 163-166, 1998.
- [112] WEI, D. Deriving the 12-lead electrocardiogram from four standard leads using information redundancy in the 12-lead system. *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 4, No. 2, pp. 127-128, 2002.
- [113] WILLEMS, J. L.; ARNAUD, P.; VAN BEMMEL, J. H. et al. A reference data base for multilead electrocardiographic computer measurement programs. *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 10, No. 6, pp. 1313-1321, 1987.
- [114] WILLEMS, J. L.; ARNAUD, P.; VAN BEMMEL, J. H. et al. Assessment of the performance of electrocardiographic computer programs with the use of a reference data base. *Circulation*, Vol. 71, No. 3, pp. 523-534, 1985.
- [115] WILLEMS, J. L.; ARNAUD, P.; VAN BEMMEL, J. H. et al. Common standards for quantitative electrocardiography: goals and main results. *Methods of Information in Medicine*, Vol. 29, No. 4, pp. 263-271, 1990.
- [116] WILLEMS, J. L.; ARNAUD, P.; VAN BEMMEL, J. H. et al. Establishment of a reference library for evaluating computer ECG measurements programs. *Computers and Biomedical Research*, Vol. 18, No. 5, pp. 439-457, 1985.
- [117] XUE, Q.; HU, H.; TOMPKINS, W. J. Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 39, No. 4, pp. 317-329, 1992.
- [118] YU, B. C.; LIU, S.; LEE, M. et al. A nonlinear digital filter for cardiac QRS complex detection. *Journal of Clinical Engineering*, Vol. 10, No. 3, pp. 193-201, 1985.
- [119] ZHANG, F.; LIAN, Y. Novel QRS Detection by CWT for ECG Sensor. *IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, Montreal 2007, pp. 211-214, ISBN 978-1-4244-1524-3.
- [120] ZIFAN, A.; SABERI, S.; MORADI, M. H. et al. Automated ECG Segmentation Using Piecewise Derivative Dynamic Time Warping. *International Journal of Biological and Life Sciences*, Vol. 1, No. 3, pp. 181-185, 2005.
- [121] ZIGEL, Y.; COHEN, A.; KATZ, A. The weighted diagnostic distortion (WDD) measure for ECG signal compression. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 47, No. 11, pp. 1422-1430, 2000.

SEZNAM ZKRATEK A SYMBOLŮ

$2s_{CSE}$	měkké kritérium databáze CSE
a	měřítka (dilatace) vlnky
AHA	standardní databáze signálů EKG (z angl. The American Heart Association)
AP	akční potenciál
a_{vh}	vhodná měřítka vlnkové transformace
avL	průměrná délka slova (z angl. average Length)
b	posun (translace) vlnky
BD	bitová hloubka (z angl. Bit Depth)
CR	kompresní poměr (z angl. Compression Ratio)
CSE	1. projekt, 2. standardní databáze signálů EKG (z angl. Common Standards for quantitative Electrocardiography)
cwt	matlabovská funkce pro výpočet spojitě vlnkové transformace
CWT	spojitá vlnková transformace (z angl. Continuous Wavelet Transform)
DTWT	vlnková transformace s diskrétním časem (z angl. Discrete-Time Wavelet Transform)
DWT	diskrétní vlnková transformace (z angl. Discrete Wavelet Transform)
DyDTWT	dyadická forma vlnkové transformace s diskrétním časem (z angl. Dyadic Discrete-Time Wavelet Transform)
EKG	elektrokardiogram
EMG	elektromyogram
FN	počet falešně negativních detekcí (z angl. False Negative)
FP	počet falešně pozitivních detekcí (z angl. False Positive)
f_{vz}	vzorkovací frekvence
HC	transformační matice pro zdravé pacienty (z angl. Health Control)
HRV	variabilita srdečního rytmu (z angl. Heart Rate Variability)
I	transformační matice pro transformaci standardních svodů na omezený počet svodů
IM	infarkt myokardu
K	prahová konstanta pro filtraci
LVQ	samoučící se síť (z angl. Learning Vector Quantization)

m	průměrná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi
M	transformační matice pro transformaci omezeného počtu svodů na standardní svody
MI	transformační matice pro pacienty se srdečním onemocněním (z angl. Myocardial Infarction)
MIT-BIH	standardní databáze signálů EKG (z angl. Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital)
MLP	vícevrstvý perceptron (z angl. Multilayer Perceptron)
<i>MOS</i>	z angl. Mean Opinion Score
O	matice obsahující hodnoty omezeného počtu svodů
P^+	pozitivní prediktivita (z angl. Positive Predictivity)
PQ	interval mezi začátkem depolarizace síní a začátkem depolarizace komor
<i>PRD</i>	z angl. Percent Root mean square Difference
QT	1. standardní databáze signálů EKG, 2. interval mezi začátkem depolarizace a koncem repolarizace komor
RBF	funkce s radiální bází (z angl. Radial Basis Function)
RR	interval mezi dvěma po sobě jdoucími vlnami R
S	matice obsahující hodnoty standardních svodů
s	směrodatná odchylka mezi referenčními a detekovanými pozicemi
s_{CSE}	tvrdé kritérium databáze CSE
Se	senzitivita detekce (z angl. Sensitivity)
<i>SNR</i>	poměr signál/šum (z angl. Signal-to-Noise Ratio)
SPIHT	kompresní algoritmus (z angl. Set Partitioning In Hierarchical Trees)
STFT	krátkodobá Fourierova transformace (z angl. Short-Time Fourier Transform)
<i>TP</i>	počet pravdivě pozitivních detekcí (z angl. True Positive)
VKG	vektorkardiogram
<i>WDD</i>	z angl. Weighted Diagnostic Distortion
WT	vlnková transformace (z angl. Wavelet Transform)
<i>WWPRD</i>	z angl. Wavelet Weighted Percent Root mean square Difference
ξ	prahová hodnota pro detekci
$\psi(t)$	mateřská vlnka

CURRICULUM VITAE



Jméno a Příjmení: Ing. Martin Vítek
Adresa: Poříčská 158, 549 32 Velké Poříčí
Telefon: +420 722 671 243
Email: vitek@feec.vutbr.cz

Vzdělání

- 2007 – 2010 Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, obor Biomedicínská elektronika a biokybernetika, prezenční doktorské studium.
- 2001 – 2007 Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, obor Elektronika a sdělovací technika, prezenční magisterské studium, ukončeno státní závěrečnou zkouškou.

Profesní zkušenosti

- 2009 – 2010 Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství
Pozice: Akademický pracovník - Asistent
Výuka předmětů: Analýza biologických signálů, Číslíkové zpracování signálů a obrazů, Pokročilá analýza biologických signálů
Vědecko-výzkumná činnost: návrh a realizace nových metod detekce komplexů QRS a rozměřování signálů EKG

Ocenění

- 2010 Student Competition BIOSIGNAL 2010 – druhé místo
- 2009 Soutěž Student EEICT 2009 – první místo
- 2008 Soutěž Student EEICT 2008 – první místo
- 2007 Soutěž Student EEICT 2007 – druhé místo

Projekty

- 2010 SMITAL, L.; KOZUMPLÍK, J.; VÍTEK, M. Filtrace biologických signálů s využitím vlnkové transformace, FRVŠ 3008/G3, zahájení: 01.01.2010, ukončení: 31.12.2010.
- 2009 VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J.; HRUBEŠ, J. Využití vlnkové transformace při zpracování biologických signálů, FRVŠ 2540/G3, zahájení: 01.01.2009, ukončení: 31.12.2009.

Vybrané publikace

- 2010 VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based ECG Delineation With Improved P Wave End Detection Accuracy. *Analysis of Biomedical Signals and Images*, Vol. 20, No. 1, 2010. ISSN 1211-412X.
- 2009 VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. A Wavelet-Based ECG Delineation in Multilead ECG Signals: Evaluation on the CSE Database. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*, Munich, Germany 2009, pp. 177-180. ISBN 978-3-642-03881-5.

Produkty

- 2010 SMITAL, L.; VÍTEK, M.; KOZUMPLÍK, J. ASKLEPIOS, *Software pro filtraci signálů EKG a srdečních akčních potenciálů*. Ústav biomedicínského inženýrství, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Vysoké učení technické v Brně, Kolejní 4, 61200 Brno. (software)
- 2009 VÍTEK, M.; HRUBEŠ, J.; KOZUMPLÍK, J. EKG KVANTUM, *Software pro filtraci, kompresi a rozměřování signálů EKG*. Ústav biomedicínského inženýrství, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Vysoké učení technické v Brně, Kolejní 4, 61200 Brno. (software)